

**KLASIFIKASI STATUS KESEHATAN JANIN PADA KARDIOTOKOGRAFI
MENGUNAKAN METODE *EXTREME LEARNING MACHINE***

SKRIPSI



**UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A**

Disusun Oleh
MUHAMMAD SAHRUL KIROMI
H02219015

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA**

2023

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : MUHAMMAD SAHRUL KIROMI

NIM : H02219015

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2019

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "KLASIFIKASI STATUS KESEHATAN JANIN PADA KARDIOTOKOGRAFI MENGGUNAKAN METODE *EXTREME LEARNING MACHINE*". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 10 Juli 2023

Yang menyatakan,



MUHAMMAD SAHRUL KIROMI
NIM. H02219015

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama : MUHAMMAD SAHRUL KIROMI
NIM : H02219015
Judul Skripsi : KLASIFIKASI STATUS KESEHATAN JANIN PADA
KADIOTOKOGRAFI MENGGUNAKAN METODE
EXTREME LEARNING MACHINE

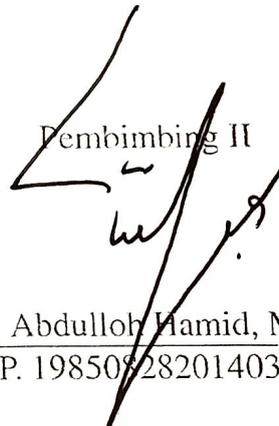
telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Pembimbing I



Aris Fanani, M.Kom.
NIP. 198701272014031002

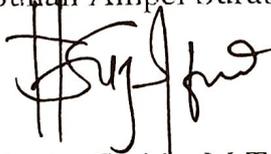
Pembimbing II



Dr. Abdulloh Hamid, M.Pd.
NIP. 198508282014031003

Mengetahui.

Ketua Program Studi Matematika
UIN Sunan Ampel Surabaya



Yuniar Farida, M.T
NIP. 197905272014032002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh
Nama : MUHAMMAD SAHRUL KIROMI
NIM : H02219015
Judul Skripsi : **KLASIFIKASI STATUS KESEHATAN JANIN PADA KARDIOTOKOGRAFI MENGGUNAKAN METODE EXTREME LEARNING MACHINE**

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji
pada tanggal 10 Juli 2023

Mengesahkan,
Tim Penguji

Penguji I



Nurissaidah Ulinuha, M.Kom.
NIP. 199011022014032004

Penguji II



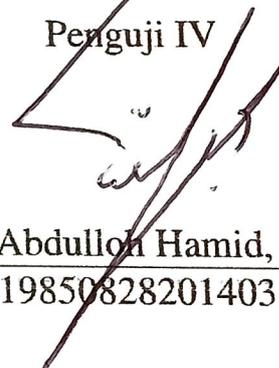
Dian Yuliati, M.Si.
NIP. 198707142020122015

Penguji III



Aris Fanani, M.Kom.
NIP. 198701272014031002

Penguji IV



Dr. Abdullloh Hamid, M.Pd.
NIP. 198508282014031003

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya



Hamdani, M.Pd.
NIP. 196507312000031002



UIN SUNAN AMPEL
SURABAYA

KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : MUHAMMAD SAHRUL KIROMI
NIM : HO 2219015
Fakultas/Jurusan : SAINS DAN TEKNOLOGI / SAINS
E-mail address : SAHRULKIROMI20@GMAIL.COM

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Skripsi Tesis Disertasi Lain-lain (.....)
yang berjudul :

KLASIFIKASI STATUS KESEHATAN JANIN PADA KARDIOTOKOGRAFI
(CTG) DENGAN MENGGUNAKAN METODE EXTREME LEARNING
MACHINE

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara *fulltext* untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 10 JULI 2023

Penulis

(M. SAHRUL KIROMI)
nama terang dan tanda tangan

ABSTRAK

KLASIFIKASI STATUS KESEHATAN JANIN PADA KARDIOTOKOGRAFI MENGUNAKAN METODE *EXTREME LEARNING MACHINE*

Pada masa kehamilan, seorang ibu harus selalu memperhatikan kesehatannya, Pentingnya memantau kondisi kesehatan janin agar dapat mendeteksi adanya gejala abnormal pada janin. Kardiotokografi (CTG) merupakan alat yang berfungsi untuk memantau aktivitas janin seperti detak jantung janin (FHR) dan kontraksi rahim (UC). Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi status kesehatan janin pada data kardiotokografi dengan data sebanyak 2126 pasien ibu hamil menggunakan metode Extreme Learning machine. Data tersebut berisi 21 variabel data seperti baseline Fetal heart rate, Acceleration, Uterine Contraction dll serta dengan label data normal, suspicious dan pathologic. Tahapan yang dilakukan yaitu input data, kemudian pre-processing menggunakan normalisasi *Min – Max*. Setelah itu klasifikasi dengan pembagian data menggunakan K-fold cross validation dimana nilai K-fold 5 dan 10. Metode yang digunakan yaitu ELM dengan uji coba yaitu fungsi aktivasi sigmodi biner, bipolar dan sin. Kemudian dievaluasi menggunakan confusion matrix. Hasil uji coba terbaik ditunjukkan pada k=10, fungsi aktivasi sin dan hidden layer sebesar 200. Model ini menghasilkan rata-rata akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang sangat baik yakni masing-masing 94,45%, 91.46% serta 81.34% dalam waktu 1.38 detik.

Kata kunci: Status Kesehatan Janin, *Extreme Learning Machine*, *K-Fold Cross Validation*

UIN SUNAN AMPEL
SURABAYA

ABSTRACT

CLASSIFICATION OF FETAL HEALTH STATUS IN CARDIOTOCOGRAPHY USING THE EXTREME LEARNING METHOD

During pregnancy, a mother must always pay attention to her health. It is important to monitor the health condition of the fetus so that she can detect any abnormal symptoms in the fetus. Cardiotocography (CTG) is a tool that functions to monitor fetal activity such as fetal heart rate (FHR) and uterine contractions (UC). This study aims to classify the health status of the fetus on cardiotocographic data with data on 2126 pregnant women using the Extreme Learning machine method. The data contains 21 data variables such as baseline Fetal heart rate, Acceleration, Uterine Contraction etc. and with normal data labels, suspicious and pathologic. The steps taken are data input, then pre-processing using *Min – Max* normalization. After that, the classification by dividing the data uses K-fold cross validation where the K-fold values are 5 and 10. The method used is ELM with trials, namely the activation function of binary sigmoid, bipolar and sin. Then evaluated using confusion matrix. The best test results are shown at k=10, the activation function sin and is 200. This model produces excellent average accuracy, sensitivity and specificity of 94.45%, 91.46% and 81.34% in 1.38 seconds respectively.

Keywords: Fetal Health Status, Extreme Learning Machine, K-Fold Cross Validation

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING	ii
PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN	iv
MOTTO	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
ABSTRAK	xiii
ABSTRACT	xiv
I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.2. Rumusan Masalah	10
1.3. Tujuan Penelitian	11
1.4. Kegunaan Penelitian	11
1.5. Batasan Masalah	11
1.6. Sistematika Penulisan	12
II TINJAUAN PUSTAKA	14
2.1. Cardiotocography (CTG)	14
2.1.1. <i>Baseline</i>	16
2.1.2. <i>Variability</i>	17
2.1.3. <i>Acceleration</i>	19
2.1.4. <i>Deceleration</i>	20

2.1.5. <i>Fetal Movement</i> (Gerakan janin)	22
2.1.6. <i>Uterine Contraction</i> (Kontraksi Uterus)	24
2.1.7. Histogram	26
2.1.8. Status Kesehatan janin berdasarkan FIGO	28
2.2. Normalisasi	30
2.3. Klasifikasi	31
2.4. <i>K-fold Cross Validation</i>	32
2.5. <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM)	33
2.6. <i>Confusion Matrix</i>	38
2.7. Integrasi Keilmuan janin dalam Tinjauan Islam	40
III METODE PENELITIAN	45
3.1. Jenis Penelitian	45
3.2. Jenis dan Sumber Data	45
3.3. Pengolahan Data	46
IV HASIL DAN PEMBAHASAN	49
4.1. Deskripsi Data	49
4.2. <i>Preprocessing</i>	52
4.2.1. Normalisasi	52
4.3. Klasifikasi	54
4.3.1. <i>Training</i>	56
4.3.2. <i>Testing</i>	64
4.4. Evaluasi menggunakan <i>Confusion Matrix</i>	66
4.5. Integrasi Keilmuan	73
V PENUTUP	77
5.1. Kesimpulan	77
5.2. Saran	78
DAFTAR PUSTAKA	78

DAFTAR TABEL

2.1 Sistem klasifikasi menurut FIGO	29
4.1 Contoh Tabel Data CTG	49
4.2 Keterangan Atribut	50
4.3 Keterangan Atribut	50
4.4 Keterangan Atribut	50
4.5 Deskripsi Data Status Kesehatan Janin	51
4.6 Contoh Tabel Normalisasi Data CTG	53
4.7 Data <i>Training</i>	54
4.8 Data <i>Testing</i>	55
4.9 Hasil Evaluasi dengan $k = 5$	71
4.10 Hasil Evaluasi dengan $k = 10$	72

DAFTAR GAMBAR

2.1 Pemeriksaan menggunakan alat <i>Cardiotocography</i>	14
2.2 Rekaman data menggunakan alat <i>Cardiotocography</i>	15
2.3 Acceleration pada data <i>Cardiotocography</i>	19
2.4 <i>Light deceleration</i> dari data <i>Cardiotocography</i>	20
2.5 <i>Deceleration late</i> dari data <i>Cardiotocography</i>	21
2.6 Variabel <i>deceleration</i> dari data <i>Cardiotocography</i>	22
2.7 K-fold Cross Validation	32
2.8 Arsitektur Extreme Learning Machine	34
2.9 <i>Confusion Matrix</i>	38
3.1 Alur Penelitian	46
3.2 Alur Algoritma	47
4.1 Visualisasi Data Rekam Medis Menggunakan Alat CTG	51
4.2 Hasil Evaluasi	67

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Kehamilan menjadi suatu hal yang diharapkan bagi semua wanita untuk memiliki keturunan. Perhatian dalam kesehatan ibu hamil dan janin perlu dijaga untuk melancarkan proses kehamilan dan persalinan hingga baik dan aman bagi ibu hamil dan janin. Ketika menjalani masa kehamilan tidak semua berjalan dengan baik dan beresiko bagi ibu atau janinnya. Perlu adanya ikhtiar dalam mencapai keselamatan jiwa ibu dan janin dengan mengambil tindakan rekam medis dari hasil pemeriksaan dokter kandungan dengan alat khusus (Iskandar, 2021).

Indonesia merupakan negara berkembang dimana angka kelahiran di Indonesia semakin bertambah. Namun tidak sedikit angka kematian pada bayi lahir. Pada masa kehamilan, perhatian terhadap kesehatan seorang ibu harus tetap dijaga, karena bisa mengancam kesehatan ibu hamil jika janinnya tidak sehat (Rima Melati, 2012). Kesehatan Ibu hamil sangat rentan terhadap penyakit yang bisa menginfeksi serta beresiko terjangkit penyakit berat dan fatal.

Menurut Kementerian kesehatan RI, jumlah kematian ibu hamil di Indonesia meningkat pada tahun 2021 terdapat 7389 jumlah kematian. Jumlah tersebut memperlihatkan peningkatan dibandingkan pada tahun 2020 sebanyak 4627 kematian (Kemenkes RI, 2022). Adanya tingkat resiko kematian yang tinggi, perlu adanya

bagian penting dalam upaya menjaga kesehatan janin dengan memantau detak jantung janin selama kehamilan (Qudriani, 2017).

Penting mengingat angka kematian ibu dan anak yang masih menjadi masalah serius di Indonesia, seperti yang telah dilaporkan oleh Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. Ayat Al-Mu'minin dalam Al-Qur'an memberikan pandangan yang mendalam tentang proses penciptaan manusia, yang menegaskan betapa berharganya kehidupan sejak awal pembentukannya. dalam bidang ini tidak hanya berfungsi untuk meningkatkan pemahaman kita tentang tahapan perkembangan janin, tetapi juga untuk mengidentifikasi faktor-faktor risiko yang dapat menyebabkan kematian ibu dan anak. Sebagaimana yang dijelaskan pada Surat Al-Mu'minin ayat 12 sampai 14 yang berbunyi:

وَلَقَدْ خَلَقْنَا الْإِنْسَانَ مِنْ سُلَالَةٍ مِنْ طِينٍ ۚ ثُمَّ جَعَلْنَاهُ نُطْفَةً فِي قَرَارٍ مَكِينٍ ۚ ثُمَّ خَلَقْنَا النُّطْفَةَ
عَلَقَةً فَخَلَقْنَا الْعَلَقَةَ مُضْغَةً فَخَلَقْنَا الْمُضْغَةَ عِظْمًا فَكَسَوْنَا الْعِظْمَ لَحْمًا ۚ ثُمَّ أَنشَأْنَاهُ خَلْقًا آخَرَ
فَتَبَارَكَ اللَّهُ أَحْسَنُ الْخَالِقِينَ ۚ

Artinya: “Sungguh, Kami telah menciptakan manusia dari saripati (yang berasal) dari tanah. Kemudian, Kami menjadikannya air mani di dalam tempat yang kukuh (rahim). Kemudian, air mani itu Kami jadikan sesuatu yang menggantung (darah). Lalu, sesuatu yang menggantung itu Kami jadikan segumpal daging. Lalu, segumpal daging itu Kami jadikan tulang belulang. Lalu, tulang belulang itu Kami

bungkus dengan daging. Kemudian, Kami menjadikannya makhluk yang (berbentuk) lain. Maha Suci Allah sebaik-baik pencipta (Q.S. Al-Muminun:12-14)”.

Dengan memahami betapa mulianya ciptaan manusia yang dijelaskan dalam ayat tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menemukan solusi yang dapat mengurangi angka kematian ibu dan anak. Melalui pemantauan pertumbuhan janin, identifikasi masalah kesehatan yang mungkin terjadi, serta upaya pencegahan dan intervensi yang tepat, diharapkan dapat meningkatkan perawatan kesehatan selama kehamilan dan melahirkan. Dengan demikian, penelitian ini berpotensi memberikan kontribusi yang signifikan dalam upaya meningkatkan keselamatan ibu dan anak, serta mengurangi angka kematian yang disayangkan tersebut. Sejalan dengan itu, hadis yang menggambarkan tahapan pembentukan janin dalam rahim memberikan perspektif yang lebih dalam tentang keajaiban penciptaan dan juga mengingatkan kita akan takdir dan pentingnya amal perbuatan yang baik. Dengan demikian, penelitian ini berpotensi memberikan kontribusi yang signifikan dalam upaya meningkatkan keselamatan ibu dan anak, serta mengurangi angka kematian yang disayangkan tersebut. Dalam hadis riwayat Abdullah bin Mas’ud, Rasulullah shallallahu ‘alaihi wa sallam menjelaskan secara detail mengenai tahapan pembentukan janin dalam rahim serta peran malaikat dalam mengatur takdir dan amal perbuatan kita.

حَدَّثَنَا سُفْيَانُ عَنْ عَمْرِو بْنِ أَبِي الطَّفَيْلِ عَنْ حُدَيْفَةَ بْنِ أَسِيدِ الْغِفَارِيِّ قَالَ سَمِعْتُ رَسُولَ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ أَوْ قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ يَدْخُلُ الْمَلَكُ عَلَى النُّطْفَةِ بَعْدَمَا تَسْتَقِرُّ فِي الرَّحِمِ بِأَرْبَعِينَ لَيْلَةً وَقَالَ سُفْيَانُ مَرَّةً أَوْ خَمْسِينَ وَأَرْبَعِينَ لَيْلَةً فَيَقُولُ يَا رَبِّ مَاذَا أَشَقِيَّتِي أَمْ سَعِيدٌ أَذْكَرٌ أَمْ أَنْثَى فَيَقُولُ اللَّهُ تَبَارَكَ وَتَعَالَى فَيَكْتُبَانِ فَيَقُولَانِ مَاذَا أَذْكَرٌ أَمْ أَنْثَى فَيَقُولُ اللَّهُ عَزَّ وَجَلَّ فَيَكْتُبَانِ فَيَكْتُبُ عَمَلَهُ وَأَثَرَهُ وَمُصِيبَتَهُ وَرِزْقَهُ ثُمَّ تَطْوَى

الصَّحِيفَةُ فَلَا يُزَادُ عَلَى مَا فِيهَا وَلَا يُنْقَضُ

Artinya: *Telah menceritakan kepada kami Sufyan dari 'Amr dari Abu Thufail dari Hudzaifah bin Asid Al Ghifari berkata, Aku mendengar Rasulullah bersabda, "Malaikat masuk untuk meniupkan ruh pada janin setelah berumur 40 hari" Sufyan berkata, "Lima puluh atau empat puluh hari, lalu malaikat berkata, 'Wahai Rabb, apakah dia termasuk yang bahagia atautkah celaka, apakah laki-laki atautkah perempuan, maka Allah 'Azza wa Jalla Tabaroka Wa Ta'ala berfirman lalu kedua Malaikat mencatatnya dan berkata, "Laki-laki atautkah perempuan?" lalu Allah 'Azza wa Jalla berfirman lalu keduanya mencatat, mencatat segala amalnya, bagian, musibah dan rezekinya, kemudian dilipatlah catatan amalnya dengan tidak dikurangi dan ditambah (HR. Ahmad No.15556).*

دَرْءُ الْمَفَاسِدِ أَوْلَىٰ مِنْ جَلْبِ الْمَصَالِحِ

Artinya: "Menolak kerusakan harus didahulukan daripada mendatangkan kemaslahatan".

Kaidah ini mendorong untuk mengambil tindakan yang efektif dalam melindungi janin dari bahaya dan kerusakan yang mungkin terjadi. Upaya pencegahan seperti menghindari zat berbahaya, menjaga pola makan yang sehat, menghindari kebiasaan buruk yang berdampak negatif pada kesehatan janin, dan mematuhi petunjuk medis yang relevan merupakan implementasi dari kaidah ini.

Pentingnya menjaga kesehatan janin sebagai bentuk menolak kerusakan juga dapat mengarahkan pada tindakan tanggap darurat yang cepat dalam situasi yang

mengancam kehidupan janin. Misalnya, jika ada komplikasi medis atau kondisi yang mengancam janin, upaya untuk menyelamatkan janin dan menjaga kesehatannya harus menjadi prioritas, bahkan jika itu berarti mengorbankan beberapa kepentingan lain.

Deteksi secara dini pada kelainan janin penting dalam mengamati perkembangan janin dan membantu dokter dalam menentukan kesehatannya (Qurniasih, 2022). Kelainan detak jantung pada janin bermacam-macam seperti menurunnya detak jantung janin karena selama masa getasi kekurangan oksigen yang dapat mengancam kehidupan janin dan berpotensi ketika menjalani masa kanak-kanak hingga dewasa muncul cacat bawaan (Wirtaningsih, 2022). Jika gangguan denyut jantung janin tidak mendapatkan perawatan medis, maka hal tersebut dapat membahayakan janin. Hal yang sangat penting dalam menjaga kesehatan perlu pengukuran denyut jantung janin (Dian, 2021).

Denyut jantung janin merupakan tanda bahwa adanya kehidupan di dalam uterus yang digunakan indikator pemeriksaan pada kandungan. Ibu hamil dapat memeriksa kandungan janinnya perlu menunggu usia janinnya kurang lebih 28 minggu agar denyut jantung janin dapat dideteksi sebagai berlangsungnya pemeriksaan oleh tenaga kesehatan (Hatini et al., 2019). Denyut jantung pada janin sangat berpengaruh pada tumbuh kembangnya pada masa kandungan (Islamiati 2019). Untuk mengukur denyut jantung janin ini dibutuhkan alat khusus salah satunya *Cardiotocography* (CTG) (Zahra and Sales, 2007). CTG merupakan teknis untuk mencatat denyut jantung janin dan uterus selama kehamilan. Mesin yang digunakan untuk pemantauan dinamakan *Cardiotocography* yang lebih dikenal sebagai monitor janin elektronik atau *Electronic Fetal Monitoring* (EFM) (Taulikar, 2019).

Pemantauan CTG banyak digunakan untuk menilai kesejahteraan janin. Melalui pemeriksaan ini, dokter dapat menilai apakah janin dalam keadaan sehat sebelum dan selama persalinan dengan memberikan informasi fisiologis dan patologis yang penting kepada dokter kandungan, hasil CTG dapat mencegah kelahiran prematur dan mengurangi risiko kematian perinatal (Widiawati et al., 2022a). Menurut Federasi Internasional Ginekologi dan Kebidanan (FIGO), hasil tes CTG dapat diklasifikasikan menjadi tiga kelas: normal, *suspect* dan *pathologic*. Kelas-kelas ini didasarkan pada FHR, variabilitas FHR, akselerasi dan deselerasi. Ini dilakukan oleh dokter kandungan dan juga dapat dilakukan oleh perangkat lunak (Ekengård, 2022).

menurut (Chandharan and Arulkumaran, 2007) pada hasil rekam medis dari pasien ibu hamil yang menggunakan alat CTG yang teridentifikasi *suspicious* menunjukkan adanya tanda-tanda yang mencurigakan atau pola yang tidak konsisten pada CTG, yang dapat mengindikasikan risiko yang lebih tinggi terhadap masalah kesehatan pada janin, meskipun belum dapat dipastikan dengan pasti. lalu, identifikasi *pathologic* dari hasil rekam medis pasien ibu hamil menunjukkan adanya pola yang mencurigakan atau abnormal pada CTG, yang menandakan risiko yang tinggi terhadap penyakit atau masalah kesehatan yang serius pada janin, seperti hipoksia atau gangguan aliran darah. Dalam kasus kelas *pathologic*, intervensi medis segera dan perhatian khusus diperlukan untuk mengurangi risiko dan memastikan kesehatan janin (Spilka et al., 2014).

Terdapat penelitian lain yang menunjukkan penurunan yang signifikan pada kematian perinatal dengan penggunaan CTG terkomputerisasi dengan hasil risiko relatif 0,20 dan interval kepercayaan 95% jika dibandingkan dengan CTG tradisional.

Namun karena penelitian ini memiliki bukti kualitas sedang, diperlukan penelitian lebih lanjut untuk menilai dampak CTG pada hasil perinatal (Grivell et al., 2015). Penelitian lain melakukan pengamatan abnormalnya jantung dari rekaman detak jantung atau yang dikenal dengan *Fetal Heart Rate* (FHR). Pengamatan pada siklus jantung yang berdekatan dengan memeriksa dari pengulangan frekuensi bunyi jantung. Pemeriksaan jantung yang bervariasi waktu tanpa proses identifikasi atau proses *denoising* suara jantung menjadi kemampuan dari metode pengulangan. Meskipun metode ini mendeteksi suara jantung lebih rendah dibandingkan *amplitudo noise*. Variasi detak jantung dari awal hingga ke berikutnya menunjukkan sinyal jantung janin memiliki *noise* sinyal (SNR) cukup besar. Rata-rata tingkat akurasi dan nilai SNR didapatkan 88,3% dan 44,4 dB hingga -26,7 dB. Penelitian lain juga mengklasifikasi denyut jantung janin dengan kelas yang sama diimplementasikan pada metode SVM, didapatkan akurasi 94% dari rentang data (Sevani, 2019). Selanjutnya terdapat penelitian yang membandingkan setiap algoritma *machine learning* KNN, SVM dan Naive Bayes pada klasifikasi denyut jantung janin dari data CTG yang menghasilkan akurasi 83.06%, presisi sebesar 92.0% dan *recall* sebesar 86.90% (Afridi et al., 2019).

Dalam praktik medis, CTG digunakan untuk memantau detak jantung janin dan kontraksi uterus ibu untuk mengawasi kesehatan janin selama kehamilan dan persalinan. Namun, interpretasi CTG dapat menimbulkan tantangan karena kompleksitas data dan keterbatasan dalam mengidentifikasi pola yang mengindikasikan risiko kesehatan janin (Widiawati et al., 2022b). Oleh karena itu, tenaga medis memerlukan dukungan dari sistem keputusan yang dapat menganalisis dan memberikan rekomendasi yang tepat berdasarkan data CTG, sehingga dapat

meningkatkan akurasi diagnosis dan pengambilan keputusan medis yang lebih efektif dan aman bagi ibu dan janin [Arie \(2023\)](#).

Klasifikasi merupakan penentuan suatu kelas dari proses menginisialisasi suatu data. Ada dua tahapan dari proses klasifikasi yaitu fase pelatihan dan fase pengujian. Inisialisasi data dari data yang diketahui untuk mendapatkan evaluasi model. Sedangkan fase pengujian digunakan untuk penentuan suatu kelas berdasarkan hasil data pelatihan dengan pengujian data baru. Dalam suatu kelas dibutuhkan label untuk menjalankan proses *training* dan *testing*, hal ini dikenal dengan istilah pembelajaran terawasi (*supervised learning*) pada pengklasifikasian [\(Ramdhani, 2018\)](#). Namun dalam proses mengklasifikasi sebuah data diperlukan suatu metode guna mencapai akurasi yang baik.

Klasifikasi mampu menyelesaikan data yang kompleks menggunakan metode *Artificial neural network* dalam bahasa inggrisnya yaitu Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Kemampuan model komputasi dalam mempelajari data baru merepresentasikan otak manusia yang diistilahkan dari jaringan saraf tiruan (JST) [\(Nandipati, 2020\)](#). JST memiliki elemen yang berkesinambungan satu sama lain antara neuron pada elemen *processing* dan setiap bobot pada elemen koefisien. pada pelatihan JST yang telah diberikan dapat membantu permasalahan kompleks dari kehidupan sehari-hari. Data yang digunakan mampu diorganisir oleh JST untuk membangun berbagai macam pola dan aturan sehingga menghasilkan suatu lapisan [\(Wicaksana et al., 2019\)](#). Beberapa metode JST yang bisa menyelesaikan permasalahan klasifikasi yaitu *Extreme Learning Machine* (ELM).

Salah satu metode jaringan syaraf tiruan yang dapat digunakan untuk

menyelesaikan kasus klasifikasi yaitu *Extreme Learning Machine* (ELM). Pemilihan secara acak pada bobot dan bias terhadap *hidden layer* dari masukan data yang berdimensi tinggi dengan pemodelan non-linear mampu diproses oleh metode ELM dari pembelajaran mesinnya berbasis JST (Huang, 2010). Oleh karena itu, tingkat kecepatan dan akurasi pada pemecahan masalah klasifikasi dari metode ELM memberikan hasil yang baik sehingga sesuai bila digunakan sebagai alat untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasi pola-pola denyut jantung janin yang menunjukkan status kesehatan yang berbeda (Surantha, 2021).

Penelitian terdahulu yang menggunakan metode ELM diantaranya untuk klasifikasi tumbuh kembang anak dengan fungsi aktivasi sigmoid, akurasi yang didapatkan dari *confusion matrix* mencapai 76% (ariestyani, adikara 2018). Rajpal et al. (2022) menyelesaikan kasus pengidentifikasian *Covid-19* Model COV-ELM yang diusulkan mencapai skor makro rata-rata f1 0,95 dan akurasi keseluruhan 94,74% dalam skenario klasifikasi tiga kelas saat ini. COV-ELM mengungguli algoritma pembelajaran mesin kompetitif lainnya dengan sensitivitas 0,94% pada interval kepercayaan 95%. Penelitian lain Aziz et al. (2018) menggunakan metode ELM dalam klasifikasi untuk mengidentifikasi *Diabetic Retinopathy* menghasilkan akurasi sebesar 97.27%. Kemudian pada penelitian yang menggunakan ELM adalah dalam mengklasifikasi penyakit *Chronic Kidney Disease* (CKD) dengan hasil akurasi, spesifisitas dan sensitivitas dari *confusion matrix* sebesar 96.7%, 96.7% dan 96.8% (Irawan et al., 2018). Pada penelitian berikutnya, membandingkan metode ELM dengan metode klasifikasi lainnya diantaranya, KNN dan SVM fitur geometris dan statistik diterapkan untuk ekstraksi secara efisien. Berdasarkan sensitivitas, spesifisitas,

akurasi, *f1-Score* dan waktu komputasi, ELM memberikan hasil yang lebih positif. Secara keseluruhan, mesin extreme learning lebih unggul dari KNN dan SVM sebesar 87.5%, 83.33%, 87,73% dan 91.30 % dalam kurun waktu 0.0469 detik (Chy and Anisur Rahaman, 2019). Hal ini membuktikan bahwa algoritma ELM mampu menyelesaikan kasus klasifikasi dengan baik.

Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi pemrosesan sinyal telah menggunakan kecerdasan buatan untuk mengubah data dari tubuh manusia menjadi diagnosis. Profesional medis bekerja untuk membuat interpretasi CTG otomatis tetapi hasilnya belum dapat memprediksi suatu ketidakpastian terkait kondisi janin (Ricciardi, 2023). Sehingga dalam penelitian ini, peneliti tertarik untuk melakukan penelitian klasifikasi yang dapat membantu tenaga medis dalam mendiagnosa suatu ketidakpastian terhadap kondisi kesehatan janin dari rahim ibu hamil yang memanfaatkan alat CTG dengan menggunakan metode *Extreme Learning Machine*.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang permasalahan dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana pengaruh parameter metode *Extreme Learning Machine (ELM)* pada data rekam medis dari CTG?
2. Bagaimana evaluasi hasil klasifikasi data rekam medis pada alat CTG menggunakan Metode *Extreme Learning Machine (ELM)*?

1.3. Tujuan Penelitian

Dari permasalahan yang telah dirumuskan, maka tujuan dari penelitian skripsi ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan pemahaman mengenai pengaruh parameter metode *Extreme Learning machine* dalam mengklasifikasikan denyut jantung janin
2. Untuk mengetahui hasil penelitian dari penerapan metode *Extreme Learning Machine* pada klasifikasi data *Cardiotocography* untuk didapatkan seberapa besar akurasi yang diperoleh.

1.4. Kegunaan Penelitian

Adapun manfaat penulisan skripsi ini adalah sebagai berikut:

1. Pada penelitian ini dapat menambah wawasan mengenai implementasi metode *Extreme Learning Machine* pada klasifikasi status kesehatan janin pada data kardiokografi.
2. Memberikan alternatif bagi tenaga medis untuk deteksi kesehatan janin pada kandungan ibu hamil, sehingga dapat membantu dalam pengambilan keputusan yang tepat.
3. Menambah referensi literatur penelitian berikutnya.

1.5. Batasan Masalah

1. Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data historis pasien kesehatan janin di *website "kaggle"* yang dipublikasi tahun 2020.

2. Tipe kesehatan janin yang diklasifikasikan yaitu tipe Normal, *Suspect*, *Pathologic*
3. Hasil dari penelitian ini berupa informasi hasil klasifikasi dari tiga tipe kesehatan janin.

1.6. Sistematika Penulisan

Rancangan dalam penelitian digunakan mengetahui beragam skema atau tahapan penelitian penulisan ini memuat beragam gambaran di setiap bab.

1. BAB I PENDAHULUAN

Mencakup latar belakang, rumusan masalah, Batasan masalah, tujuan penulisan, manfaat penelitian dan sistematika penyusunan.

2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Memuat penjelasan dari sumber literatur yang berkaitan dengan penulisan yang bersumber dari buku, penelitian terdahulu, dan jurnal-jurnal ilmiah. Seperti Fetal Heart Rate (FHR), Extreme Learning Machine, dan lain-lain.

3. BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Memuat pemaparan mengenai hasil yang diperoleh pada penelitian ini. Dari bab ini dilihat dari hasil pengolahan data untuk menarik kesimpulan sesuai dengan tujuan penulisan.

4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menjelaskan mengenai hasil yang diperoleh pada penelitian ini. Dari bab ini dilihat dari hasil pengolahan data untuk menarik kesimpulan sesuai dengan tujuan penulisan.

5. BAB V PENUTUP

Memuat kesimpulan dan saran yang diberikan sebagai hasil dari penulisan ini. Kesimpulan dari hasil analisis di dalam penelitian yang menanggapi rumusan masalah serta saran yang diberikan terhadap peneliti berikutnya.



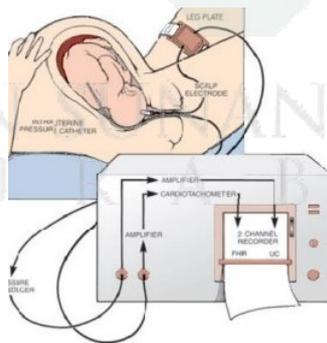
UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Cardiotocography (CTG)

Cardiotocography (CTG) adalah perangkat lunak khusus yang dirancang untuk membantu tenaga medis dalam menginisialisasi janin beresiko hipoksia atau kerusakan neurologi yang berakibat kematian (Thurlwell and Heazell, 2022). Pemeriksaan ini memberikan informasi mengenai intensitas dan durasi kontraksi, serta *tonus uterus basal*. Kontraindikasi dari prosedur ini adalah perdarahan uterus yang tidak diketahui penyebabnya dan *plasenta previa*. Prosedur ini juga memiliki risiko untuk terjadinya cedera pada janin, perdarahan dari *plasenta*, *perforasi uterus*, dan infeksi (Ayres-De-Campos and Arulkumaran, 2015). Hal ini dapat diilustrasikan seperti gambar di bawah ini:



Gambar 2.1 Pemeriksaan menggunakan alat *Cardiotocography*

(Sumber: obgynkey.com)

Dalam pengamatan yang dilakukan terhadap janin memberikan dua hasil grafik kartesian yang tercatat di dalam suatu kertas khusus. Pada bagian grafik di atas rekaman denyut jantung janin, dimana sumbu x menunjukkan skala waktu dengan rentang waktu 10 detik pada garis tegak halus dan 1 menit pada garis tegak tebal serta ada sumbu y yang memperlihatkan skala denyut jantung janin dengan rentang 10 kali/menit pada garis halus mendatar. Lalu grafik pada bagian bawah menandakan aktivitas uterus dengan waktu dan tekanan yang didefinisikan pada sumbu x dan y . Pada garis tegak menebal dari sumbu x menandakan rentang 1 menit dan tegak halus menandakan rentang waktu 10 detik. Pada garis mendatar halus terhadap sumbu y memperlihatkan dari rentang 0 sampai 100 $mmHg$ terdapat 5 $mmHg$ (Noben et al., 2022). Seperti diilustrasikan di bawah ini:



Gambar 2.2 Rekaman data menggunakan alat *Cardiotocography*

(Sumber: obgynkey.com)

Sebagian penelitian memaparkan bahwa meningkatnya peristaltik intestinal atau peregangan *tonus sfingter* anus disebabkan oleh *anoksia* (Kusnadi, 2021). Dalam dua kali pemeriksaan dengan rentang waktu dua jam berada pada suhu $37,5^{\circ}C$ atau bersuhu $38^{\circ}C$ digunakan sebagai salah satu indikasi periksa dari pengamatan CTG

yang berakibat hipoksia pada calon bayi. Adapun dari penelitian sebelumnya mengungkapkan bahwa meningkatnya suhu maternal berada di 41°C berakibat adanya penambahan kebutuhan oksigen dan metabolisme sehingga muncul gangguan *anemia* dan *hipoksia* (Rahmah, 2017). Beragam pemeriksaan janin yang menjadi tanda dari hasil alat CTG diantaranya yaitu ibu hamil atau prenatal yang memiliki *regional anestesi*, *auskultasi* denyut jantung janin yang berada di rentang kurang dari 110 kali/menit atau lebih dari 160 kali/menit (Suparman and Suryawan, 2004).

2.1.1. *Baseline*

FHR (*Fetal Heart Rate*) adalah salah satu atribut yang dihasilkan oleh alat *Cardiotocography* (CTG). FHR mengacu pada detak jantung janin yang tercatat selama proses persalinan. Monitoring FHR sangat penting dalam mengawasi kesehatan janin dan mendeteksi perubahan yang dapat menunjukkan masalah potensial selama persalinan (Ayres-De-Campos and Arulkumaran, 2015). Tingkat detak jantung janin yang diukur saat janin dalam keadaan tenang dan stabil tanpa adanya perubahan atau aktivitas yang signifikan. *Baseline* FHR digunakan sebagai referensi untuk memantau fluktuasi detak jantung janin selama persalinan. *Baseline* FHR mencatat kecepatan detak jantung janin dalam jumlah denyut per menit (*bpm*). Rentang normal detak jantung janin saat persalinan berkisar antara 110 hingga 160 *bpm*. berikut beberapa kategori *baseline value* sebagai berikut: (Ayres-De-Campos and Arulkumaran, 2015)

1. Normal

Rentang nilai detak jantung janin berada antara 110 hingga 160 *bpm*. Janin yang lahir sebelum waktunya cenderung memiliki nilai detak jantung yang lebih tinggi,

sedangkan janin yang lahir setelah waktunya memiliki nilai detak jantung yang lebih rendah. Ahli-ahli berpendapat bahwa nilai detak jantung yang dianggap normal pada saat kelahiran tepat berkisar antara 110 hingga 150 bpm.

2. Bradikardia

Bradikardia terjadi ketika detak jantung janin menurun di bawah batas normal (kurang dari 110 bpm) selama periode waktu tertentu. Bradikardi dapat mengindikasikan masalah *sirkulasi* atau *oksigenasi* janin.

3. Takikardia

Takikardia terjadi ketika detak jantung janin melebihi batas normal (lebih dari 160 bpm) selama periode waktu tertentu. Takikardia dapat mengindikasikan infeksi, demam, atau kondisi lain yang mempengaruhi kesehatan janin.

2.1.2. Variability

Variabilitas dasar mengacu pada variasi detak jantung janin dari satu detak ke detak berikutnya. Variabilitas menunjukkan kemampuan janin dalam menyesuaikan detak jantungnya terhadap perubahan lingkungan, gerakan janin, atau kontraksi uterus. Variabilitas terjadi sebagai akibat interaksi antara sistem saraf, kemoreseptor, baroreseptor, dan respons jantung. Oleh karena itu, ini merupakan indikator yang baik tentang seberapa sehat janin pada saat tertentu, karena janin yang sehat akan terus menyesuaikan detak jantungnya sebagai respons terhadap perubahan lingkungannya. Berikut penjelasan mengenai variabilitas (Ayres-De-Campos and Arulkumaran, 2015):

1. Abnormal Short-term Variability

Variabilitas jangka pendek yang abnormal mengacu pada fluktuasi yang tidak normal dalam detak jantung janin dalam jangka waktu yang singkat. Ini mengukur perubahan frekuensi detak jantung yang tidak teratur atau tidak stabil dalam interval waktu yang pendek.

2. *Mean Value of Short-term Variability*: Rata-rata nilai variabilitas jangka pendek menggambarkan tingkat rata-rata fluktuasi detak jantung janin dalam jangka waktu yang singkat. Ini memberikan indikasi tentang stabilitas atau kestabilan detak jantung janin dalam jangka pendek.

3. *Percentage of Time with Abnormal Long-term Variability*

Persentase waktu dengan variabilitas jangka panjang yang tidak normal mengindikasikan proporsi waktu di mana detak jantung janin menunjukkan fluktuasi yang tidak normal atau tidak teratur dalam jangka waktu yang lebih lama. Ini dapat menjadi tanda adanya masalah dalam regulasi detak jantung janin dalam jangka panjang.

4. *Mean Value of Long-term Variability*

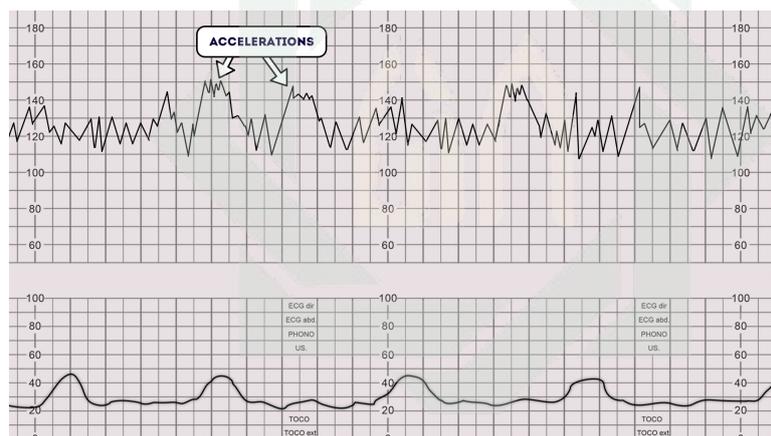
Rata-rata nilai variabilitas jangka panjang menggambarkan tingkat rata-rata fluktuasi detak jantung janin dalam jangka waktu yang lebih lama. Variabilitas jangka panjang mengukur kestabilan detak jantung janin dalam jangka panjang dan dapat memberikan informasi tentang adaptabilitas sistem kardiovaskular janin.

Atribut-atribut ini memberikan informasi tentang variabilitas detak jantung janin dalam jangka pendek dan jangka panjang. Variabilitas detak jantung janin adalah

indikator penting dalam analisis CTG karena dapat memberikan wawasan tentang kesehatan dan adaptabilitas janin. Pemahaman tentang atribut-atribut ini dapat membantu dalam mengidentifikasi pola atau karakteristik yang abnormal atau tidak normal dalam detak jantung janin, yang dapat berguna dalam diagnosis dan pemantauan status kesehatan janin.

2.1.3. Acceleration

Acceleration adalah peningkatan tiba-tiba dalam detak jantung janin sebagai respons terhadap gerakan janin. *Acceleration* adalah tanda positif dan menunjukkan kesehatan janin yang baik seperti pada gambar di bawah ini:



Gambar 2.3 Acceleration pada data *Cardiotocography*

(Sumber: obgynkey.com)

berdasarkan visualisasi diatas, menunjukkan bahwa akselerasi janin muncul saat terdapat kontraksi pada uterus rahim ibu (Ayres-De-Campos and Arulkumaran, 2015).

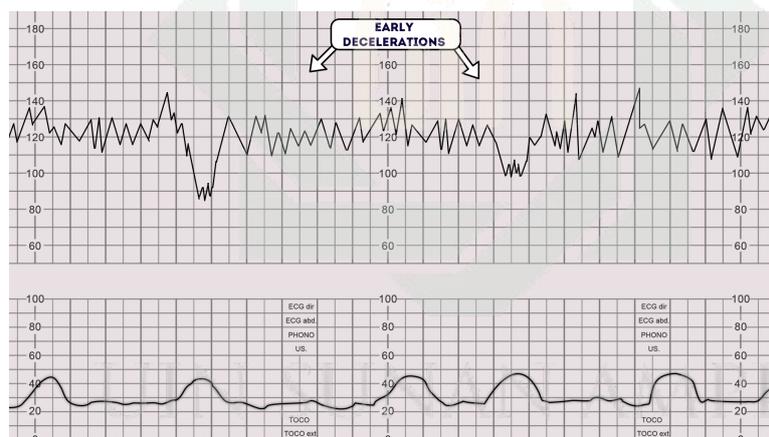
2.1.4. Deceleration

Deceleration adalah penurunan tiba-tiba dalam detak jantung janin berlangsung setidaknya 15 detik dan dengan amplitudo melebihi 15 bpm selama atau setelah kontraksi. Hal ini dapat digambarkan sebagai berikut:

Ada beberapa jenis deceleration, termasuk deceleration yang terkait dengan kontraksi diantaranya ([Ayres-De-Campos and Arulkumaran, 2015](#)):

1. *light decelerations*

Deselerasi tergolong ringan jika tidak melebihi 120 detik deselerasi yang dangkal, berumur pendek, dengan variabilitas normal dalam deselerasi dan bertepatan dengan kontraksi seperti pada visualisasi di bawah ini:



Gambar 2.4 *Light deceleration* dari data *Cardiotocography*

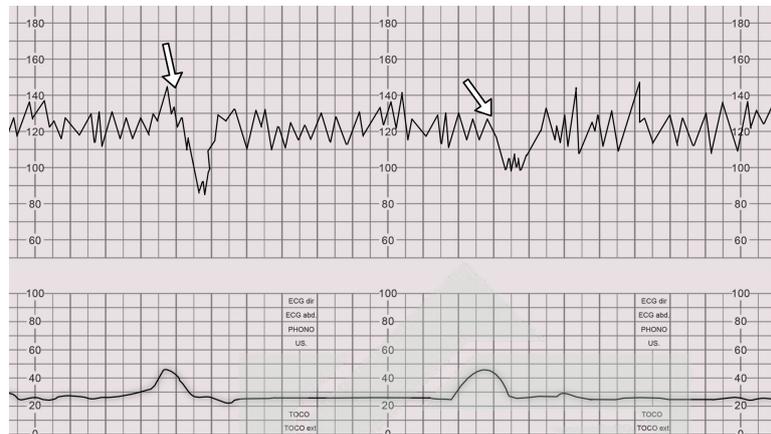
(Sumber: [obgynkey.com](#))

Hal ini diyakini disebabkan oleh kompresi kepala janin dan tidak menunjukkan hipoksia (asidosis janin) ([Parer et al., 1984](#)).

2. *Deceleration late*

penurunan detak jantung janin terjadi secara perlahan dalam kurun waktu tertentu.

berkepanjangan jika bertahan 120–300 detik seperti pada gambar berikut ini:

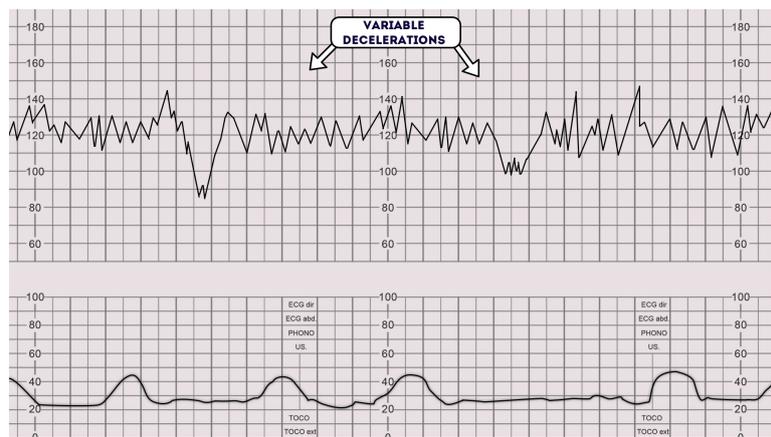


Gambar 2.5 *Deceleration late* dari data *Cardiotocography*

(Sumber: obgynkey.com)

3. *variable deceleration*

Hal ini kemungkinan termasuk komponen yang dipengaruhi oleh kemoreseptor dan oleh karena itu mengindikasikan hipoksemia. jenis deselerasi ini dapat divisualisasikan sebagai berikut:



Gambar 2.6 Variabel deceleration dari data *Cardiotocography*

(Sumber: obgynkey.com)

Penurunan detak jantung janin selama lebih dari 5 menit, dengan detak jantung yang tetap di bawah 80 bpm dan variasi yang berkurang dalam penurunan detak jantung tersebut seringkali terkait dengan hipoksia/akidosis janin akut dan memerlukan intervensi segera.

2.1.5. *Fetal Movement* (Gerakan janin)

Fetal movement atau gerakan janin adalah salah satu aspek yang diamati dan direkam oleh alat *Cardiotocography* (CTG) selama proses *monitoring* kehamilan dan persalinan. Pencatatan gerakan janin dalam CTG memberikan informasi penting tentang kesejahteraan janin dan fungsi sistem sarafnya. Berikut adalah penjelasan detail mengenai *fetal movement* dalam CTG ([Ayres-De-Campos and Arulkumaran, 2015](#)):

1. Gerakan Janin

Gerakan janin merujuk pada aktivitas fisik atau perubahan posisi yang dilakukan oleh janin di dalam rahim. Hal ini termasuk berkedip, menendang, memutar, meronta, dan perubahan posisi tubuh. Gerakan janin adalah indikator penting dari kesejahteraan janin, karena menunjukkan adanya aktivitas saraf normal dan fungsi otot.

2. Monitoring Gerakan Janin

CTG menggunakan sensor khusus untuk mendeteksi gerakan janin. Sensor ini biasanya dipasang pada perut ibu untuk merekam gerakan janin dengan akurasi. Gerakan janin terdeteksi dan direkam selama periode waktu tertentu selama sesi monitoring CTG.

3. Kuantitas Gerakan

CTG mencatat jumlah gerakan janin yang terjadi selama periode waktu tertentu. Jumlah gerakan janin yang normal bervariasi, tetapi umumnya diharapkan setidaknya 10 gerakan dalam waktu dua jam. Jumlah gerakan janin yang kurang dari itu dapat mengindikasikan masalah kesejahteraan janin.

4. Intensitas Gerakan

CTG juga dapat merekam intensitas gerakan janin. Hal ini mencerminkan kekuatan atau energi yang terlibat dalam gerakan tersebut. Intensitas gerakan janin dapat memberikan informasi tambahan tentang kesejahteraan janin.

5. Korelasi dengan FHR

Pencatatan gerakan janin dalam CTG memberikan informasi yang penting ketika dikorelasikan dengan detak jantung janin (FHR). Gerakan janin yang sering dan

kuat biasanya dikaitkan dengan fluktuasi normal dalam FHR, yang merupakan tanda kesejahteraan janin.

6. *Non-Stress Test* (NST)

NST adalah jenis CTG khusus yang bertujuan untuk memantau gerakan janin dan respons FHR. Selama NST, ibu diminta untuk memperhatikan gerakan janin dan mengaktifkan tombol pada alat CTG setiap kali merasakan gerakan janin. Hal ini membantu tenaga medis untuk memeriksa respons FHR terhadap gerakan janin dan mengidentifikasi adanya *deceleration* atau perubahan lain yang dapat mengindikasikan masalah pada janin.

Pemantauan gerakan janin dalam CTG memberikan informasi berharga tentang kesejahteraan janin dan fungsi sarafnya. Ketika gerakan janin tidak terdeteksi atau jumlahnya berkurang, dapat menandakan masalah pada kesejahteraan janin. Oleh karena itu, pencatatan dan pemantauan gerakan janin dalam CTG merupakan bagian penting dari perawatan prenatal dan persalinan untuk memastikan kesehatan dan keamanan janin.

2.1.6. *Uterine Contraction* (Kontraksi Uterus)

Kontraksi uterus adalah salah satu aspek penting yang diamati dan direkam oleh alat *Cardiotocography* (CTG) selama proses monitoring kehamilan dan persalinan. Pencatatan kontraksi uterus dalam CTG memberikan informasi tentang aktivitas kontraksi dan kekuatan uterus, yang sangat penting dalam mengawasi kesehatan janin dan kemajuan persalinan. Berikut adalah penjelasan detail mengenai kontraksi uterus dalam CTG (Ayres-De-Campos and Arulkumaran, 2015):

1. Frekuensi Kontraksi

CTG mencatat jumlah kontraksi uterus dalam satu jam. Frekuensi kontraksi adalah indikator dari aktivitas kontraksi uterus dan memberikan gambaran tentang kemajuan persalinan. Normalnya, frekuensi kontraksi meningkat seiring dengan membaiknya persalinan.

2. Durasi Kontraksi

Durasi kontraksi adalah lamanya waktu dari awal hingga akhir kontraksi uterus. CTG merekam durasi kontraksi sebagai ukuran waktu dalam detik atau menit. Durasi kontraksi dapat bervariasi tergantung pada tahap persalinan dan kondisi ibu. Kontraksi rahim didefinisikan sebagai periode yang berlangsung selama 20-240 detik, di mana pergeseran ke atas selama setidaknya tiga titik terdeteksi, mencapai puncak lebih dari 10 titik. Jika terdeteksi pergeseran yang berlangsung lebih dari 240 detik, mode untuk periode tersebut dihitung ulang dan algoritma kontraksi diterapkan kembali, dengan prinsip ini digunakan sebanyak yang diperlukan. Kontraksi uterus diidentifikasi dengan bilah hijau di bagian bawah grafik dan kuantifikasinya ditampilkan di bawah penelusuran

Informasi yang diperoleh dari pencatatan kontraksi uterus dalam CTG membantu tenaga medis untuk mengawasi keadaan janin dan mengambil tindakan jika diperlukan. Misalnya, jika kontraksi menjadi terlalu sering atau terlalu kuat, atau jika ada kontraksi tetap, tenaga medis dapat mempertimbangkan langkah-langkah untuk mengatur dan memantau persalinan yang lebih lanjut. Pemantauan kontraksi uterus dalam CTG memungkinkan penilaian yang akurat tentang kemajuan persalinan dan membantu memastikan keamanan dan kesejahteraan ibu dan janin.

2.1.7. Histogram

memberikan informasi tentang distribusi nilai dalam data menggunakan histogram. Masing-masing atribut menggambarkan karakteristik yang berbeda dalam distribusi frekuensi, seperti variasi nilai, pusat distribusi, nilai yang sering muncul, dan tren perubahan dalam data. Pemahaman tentang atribut-atribut ini dapat membantu dalam analisis dan interpretasi data, serta membantu dalam memahami pola dan karakteristik yang ada dalam distribusi nilai. Berikut adalah penjelasan untuk setiap atribut yang terkait dengan histogram pada data (Ayres-De-Campos and Arulkumaran, 2015):

1. Histogram Width: Atribut ini mengukur lebar histogram, yaitu rentang nilai antara histogram minimum dan histogram maximum. Lebar histogram menunjukkan seberapa besar variasi nilai dalam data. Semakin lebar histogram, semakin besar variasi nilai yang ada.
2. Histogram Min:
Atribut ini merupakan nilai minimum dalam histogram. Ini adalah nilai terendah yang muncul dalam distribusi data.
3. Histogram Max:
Atribut ini merupakan nilai maksimum dalam histogram. Ini adalah nilai tertinggi yang muncul dalam distribusi data.
4. Histogram Number of Peaks:
Atribut ini menghitung jumlah puncak (peaks) dalam histogram. Puncak dalam

histogram menunjukkan kemunculan nilai-nilai yang signifikan atau frekuensi yang tinggi dalam data.

5. Histogram Number of Zeroes:

Atribut ini menghitung jumlah nol dalam histogram. Nol dalam histogram menunjukkan jumlah interval atau bin yang tidak memiliki frekuensi atau tidak ada data.

6. Histogram Mode:

Atribut ini merupakan modus dalam histogram, yaitu nilai yang memiliki frekuensi tertinggi atau paling sering muncul dalam distribusi data.

7. Histogram Mean:

Atribut ini merupakan rata-rata atau nilai tengah dari distribusi frekuensi dalam histogram. Rata-rata menggambarkan nilai tengah yang mencerminkan pusat distribusi.

8. Histogram Median:

Atribut ini merupakan nilai tengah dalam distribusi frekuensi dalam histogram. Median adalah nilai yang membagi data menjadi dua bagian yang sama, di mana 50% data berada di atas dan 50% berada di bawahnya.

9. Histogram Variance: Atribut ini mengukur sebaran atau variasi nilai dalam histogram. Varians menggambarkan sejauh mana nilai-nilai dalam distribusi tersebar dari nilai rata-rata.

10. Histogram Tendency: Atribut ini menggambarkan tren atau kecenderungan distribusi dalam histogram. Tren dapat berupa "lebih rendah" (-1), "tetap" (0), atau "lebih tinggi" (1), yang menunjukkan arah perubahan nilai dalam data.

Atribut-atribut ini memberikan informasi tentang variabilitas detak jantung janin dalam jangka pendek dan jangka panjang. Variabilitas detak jantung janin adalah indikator penting dalam analisis CTG karena dapat memberikan wawasan tentang kesehatan dan adaptabilitas janin.

2.1.8. Status Kesehatan janin berdasarkan FIGO

FIGO (*Fédération Internationale de Gynécologie et d'Obstétrique*) adalah organisasi internasional yang mengembangkan panduan dan standar dalam bidang ginekologi dan obstetri. FIGO telah memberikan klasifikasi untuk interpretasi hasil CTG (Cardiotocography) yang digunakan dalam pemantauan detak jantung janin selama kehamilan. Berikut adalah deskripsi kategori CTG berdasarkan klasifikasi FIGO (Ayres-De-Campos and Arulkumaran, 2015):

- Normal: Pada hasil CTG yang dikategorikan sebagai "normal" menunjukkan bahwa detak jantung janin berada dalam kisaran normal dan tidak menunjukkan adanya tanda-tanda yang mencurigakan atau patologis. Detak jantung janin menunjukkan fluktuasi normal dan respons yang tepat terhadap kontraksi rahim, serta variabilitas yang wajar dalam detak jantung.
- Suspect (Mencurigakan): Hasil CTG yang dikategorikan sebagai "suspect" menunjukkan adanya beberapa tanda-tanda yang mencurigakan atau perlu pemantauan lebih lanjut. Ini dapat mencakup fluktuasi yang tidak konsisten

dalam detak jantung janin, respons yang terlambat atau terlalu cepat terhadap kontraksi rahim, atau variabilitas yang tidak stabil. Kategori ini mengindikasikan bahwa ada kemungkinan adanya masalah atau perubahan yang perlu diawasi secara lebih ketat.

- **Pathologic (Patologis):** Hasil CTG yang dikategorikan sebagai "patologis" menunjukkan adanya tanda-tanda yang jelas dan mengkhawatirkan tentang kesehatan janin. Ini dapat mencakup detak jantung janin yang tidak normal atau tidak stabil secara signifikan, respons yang tidak tepat terhadap kontraksi rahim, atau fluktuasi yang ekstrem dalam detak jantung. Kategori ini mengindikasikan adanya kemungkinan masalah serius yang memerlukan tindakan segera.

berdasarkan penjelasan diatas dapat diinterpretasikan ke dalam tabel klasifikasi seperti dibawah ini (Ayres-De-Campos and Arulkumaran, 2015):

Tabel 2.1 Sistem klasifikasi menurut FIGO

	<i>Normal</i>	<i>Suspicious</i>	<i>Pathological</i>
Baseline	110-60 bpm	Setidaknya terdapat satu karakteristik normal, tetapi tanpa fitur patologis	<100 bpm
Variability	5-25 bpm	Setidaknya terdapat satu karakteristik normal, tetapi tanpa fitur patologis	Mengurangi variabilitas, meningkatkan variabilitas, atau pola sinusoidal.
Deceleration	Tidak ada deselerasi berulang	Setidaknya terdapat satu karakteristik normal, tetapi tanpa fitur patologis	Late Deceleration atau berkepanjangan berulang selama >30 menit atau 20 menit jika variabilitasnya berkurang, atau satu kali deselerasi lama >5 menit.
Interpretasi	Janin tanpa hipoksia/asidosis	Janin dengan kemungkinan rendah mengalami hipoksia/asidosis	Janin dengan kemungkinan tinggi mengalami hipoksia/asidosis
klinis	Tidak diperlukan intervensi untuk meningkatkan keadaan oksigenasi janin	Tindakan untuk memperbaiki penyebab reversibel jika teridentifikasi, pemantauan ketat atau metode tambahan untuk mengevaluasi oksigenasi janin	Tindakan segera untuk mengoreksi penyebab reversibel, metode tambahan untuk mengevaluasi oksigenasi janin, atau jika tidak memungkinkan, percepat persalinan. Dalam situasi akut (prolaps tali pusat, ruptur uteri, atau solusio plasenta) persalinan segera harus dilakukan.

2.2. Normalisasi

Normalisasi adalah proses mengubah nilai-nilai dalam suatu dataset agar memiliki skala yang seragam atau relatif terhadap rentang nilai tertentu. Normalisasi bertujuan untuk menghilangkan perbedaan skala antar atribut dalam dataset, sehingga memudahkan dalam analisis dan pemrosesan data lebih lanjut (Taylor et al., 2004).

Salah satu metode yang umum digunakan dalam normalisasi adalah *Min-Max Scaling* atau Normalisasi *Min-Max* (Patro and Sahu (2015)). Rumus normalisasi *Min-Max* untuk mengubah nilai-nilai dalam dataset menjadi rentang tertentu adalah sebagai berikut (Al Shalabi et al., 2006):

$$X'_{Norm} = \frac{x - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (2.1)$$

Keterangan:

- x' : nilai hasil normalisasi dari nilai x dalam dataset.
- x : nilai asli dalam dataset.
- $\min(X)$: nilai minimum dari seluruh nilai dalam dataset.
- $\max(X)$: nilai maksimum dari seluruh nilai dalam dataset.

setiap nilai x dalam dataset akan dikurangi dengan nilai minimum dari dataset ($\min(X)$), kemudian dibagi dengan selisih antara nilai maksimum dan nilai minimum dari dataset ($\max(X) - \min(X)$). Hasil normalisasi ini akan menghasilkan nilai antara 0 dan 1, dengan 0 menunjukkan nilai minimum dalam dataset dan 1 menunjukkan nilai maksimum dalam dataset.

Normalisasi *Min-Max* sering digunakan dalam kasus di mana kita ingin mempertahankan interpretasi relatif dari nilai-nilai dalam dataset, tetapi menghilangkan perbedaan skala antar atribut. Misalnya, normalisasi sering digunakan dalam algoritma pembelajaran mesin seperti jaringan saraf tiruan atau metode yang menggunakan jarak atau perbandingan antar atribut.

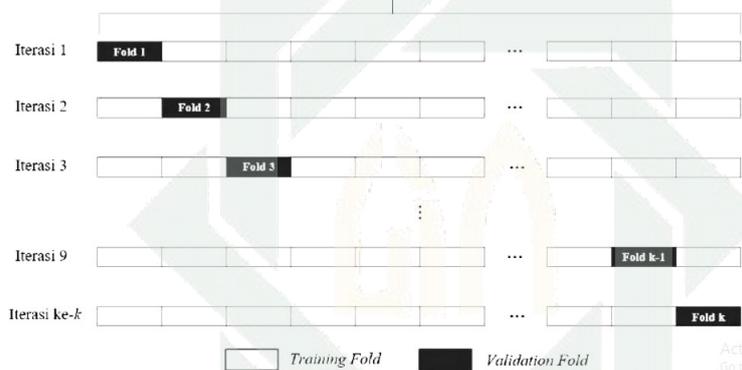
2.3. Klasifikasi

Klasifikasi data dalam sistem keputusan berbantuan komputer (CAD), metode teknologi informasi diadopsi untuk membantu dokter mendiagnosa penyakit pasien (Aminikhanghahi et al., 2017). Di antara berbagai tugas yang dilakukan oleh sistem CAD, klasifikasi adalah yang paling umum, di mana *tag* dialokasikan ke kasus permintaan (yaitu, pasien) berdasarkan jumlah fitur yang dipilih (yaitu, temuan medis). Dengan demikian masalah klasifikasi *database* medis dapat dikategorikan sebagai kelas masalah optimasi yang kompleks dengan tujuan untuk menjamin bantuan diagnosis secara akurat (Listiana and Muslim, 2017).

Klasifikasi adalah teknik pengolahan data yang populer, di mana nilainya dari variabel diskrit (tergantung) diprediksi, berdasarkan nilai beberapa variabel bebas. Dalam penelitian ini, kami menyelidiki bagaimana model klasifikasi prediktif dapat disimpulkan dari data yang tersedia. Model klasifikasi diperlukan untuk membuat prediksi yang baik, dan komprehensif dan intuitif. Aspek model yang dapat dipahami dan intuitif secara manusiawi adalah sangat penting dalam domain mana pun yang dibutuhkan model untuk divalidasi sebelum dapat diimplementasikan, seperti di diagnosa medis dan domain penilaian kredit (Marini et al., 2022).

2.4. *K-fold Cross Validation*

K-Fold Cross Validation (Validasi Silang K-Fold) adalah suatu metode validasi pada pengembangan model atau algoritma di dalam pembelajaran mesin (machine learning) dan statistika. Tujuannya adalah untuk mengevaluasi kinerja atau performa suatu model dengan cara membagi dataset menjadi k subset (k -fold) yang sama ukurannya. Selanjutnya, model dilatih dan dievaluasi k kali menggunakan k subset tersebut (Wong and Yeh, 2019). *K-Fold Cross Validation* dapat diilustrasikan sebagai berikut:



Gambar 2.7 K-fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation membagi seluruh dataset sebagai data *training* sebanyak $k - 1$, sedangkan sisanya digunakan sebagai data validasi. Sehingga, dalam metode ini terdapat beberapa nilai akurasi sebanyak k (Baron and Stańczyk, 2021). Kemudian, akurasi tersebut dikombinasikan menggunakan Persamaan untuk menghasilkan nilai akurasi yang optimal. Dalam hal ini dapat digunakan dengan rumus matematisnya seperti:

$$k - CV = \frac{1}{k} \sum niFold_i \quad (2.2)$$

keterangan:

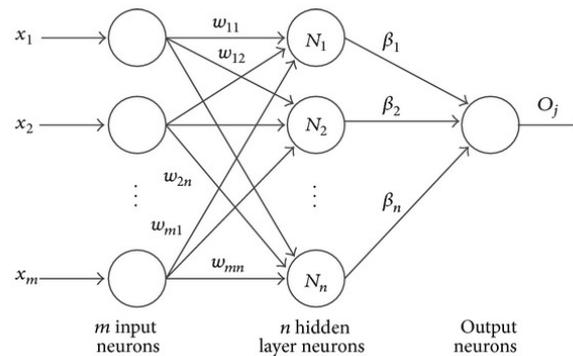
$Fold_i$: Nilai data validasi ke- i

Dalam praktiknya, penentuan nilai k pada *K-Fold Cross Validation* harus memperhatikan jumlah data yang cukup besar untuk mendapatkan hasil yang lebih optimal. Biasanya, nilai k yang umum digunakan adalah 5 atau 10. Namun, nilainya dapat disesuaikan berdasarkan kebutuhan dan karakteristik dataset yang digunakan.

2.5. *Extreme Learning Machine* (ELM)

Extreme Learning Machine (ELM) adalah bentuk jaringan saraf tiruan dengan arsitektur umpan maju (*feedforward*) yang terdiri dari satu lapisan tersembunyi, juga dikenal sebagai *Feedforward Neural Networks* (SLFNs). ELM digunakan untuk menyelesaikan berbagai permasalahan yang dihadapi dalam jaringan saraf tiruan (JST). Fungsi utama *feedforward* adalah untuk mengenali pola dalam data dengan tujuan menghasilkan hasil yang akurat. Selain itu, *feedforward* juga melibatkan pencarian bobot terbaik melalui penggunaan fungsi aktivasi. (Guo Zhao et al., 2011).

ELM memiliki kecepatan yang relatif tinggi dibandingkan dengan algoritma lainnya, serta memiliki kemampuan generalisasi yang baik, menghasilkan error yang cenderung rendah (Ma et al., 2021). ELM melakukan pelatihan pada data latihan untuk mendapatkan bobot *output* menggunakan matriks *invers Moore-Penrose*, yang memungkinkan penentuan *node* dengan nilai *output* maksimal. Dalam ELM, nilai bobot dan bias ditetapkan secara acak, yang berkontribusi pada kecepatan yang relatif tinggi dan kemampuan generalisasi yang baik. Berikut adalah arsitektur ELM yang digunakan dalam metode ini (Zhu et al., 2017).



Gambar 2.8 Arsitektur Extreme Learning Machine

Arsitektur dari ELM terdiri dari x_1, x_2, \dots, x_m yang merupakan data *inputan*, w merupakan bobot, b (bias), H (*hidden layer*), β (nilai bobot keluaran) dan Y (nilai *output*). Algoritma ELM mempunyai model matematis lebih sederhana dan efektif. Terdapat beberapa proses tahapan untuk klasifikasi ELM yaitu proses *training* dan proses *testing*. Berikut langkah-langkah untuk proses *training* pada ELM (Wang et al., 2022):

Langkah 1: Menyiapkan matriks dengan x_i merupakan *input* data *training* dan t_i merupakan label data *training*, seperti di bawah ini:

$$x_i = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

$$t_i = \begin{bmatrix} t_1 & t_2 & t_3 & \dots & t_n \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Langkah 2: Menentukan jumlah *hidden layer* (j), kemudian membuat nilai bobot (w_{ij}) secara *random* dengan ukuran matrix $i \times j$, *range* -1 sampai 1 , misalkan $i = 4, j = 4$ maka matriks yang terbentuk seperti di bawah ini:

$$w_{i,j} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} & w_{34} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} & w_{44} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Langkah 3: Menentukan matriks inisialisasi *output hidden layer* (H_{init}), dengan x_i merupakan matriks data *training* dengan j (jumlah *hidden layer*) dan $w_{i,j}$ merupakan matriks bobot yang dari unit i ke unit j serta b_j , merupakan nilai bias, dengan menggunakan persamaan berikut:

$$H_{init} = \sum_i^n (x_i \cdot w_i) + b_j \quad (2.6)$$

Langkah 4: Menghitung matriks *output hidden layer* (H) menggunakan fungsi aktivasi, berikut beberapa fungsi aktivasi:

1. Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.7)$$

2. Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar

$$g(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (2.8)$$

3. Fungsi Aktivasi Sigmoid Sin

$$g(x) = \sin(x) \quad (2.9)$$

Pada rumus fungsi aktivasi di atas x merupakan hasil perhitungan H_{init} .

Langkah 5: Menentukan bobot keluaran β , dengan $g(x)$ fungsi aktivasi sebanyak j , j merupakan banyaknya *hidden layer*, w_{ij} merupakan bobot yang menghubungkan antara *input layer* dengan *hidden layer*, x_i merupakan data *input* dari data *training*, b_j merupakan bias dari *hidden layer* ke- j , dan t_i dan Y merupakan kelas dari data *training*, pencarian dapat dilakukan dengan persamaan berikut:

$$H_{init} = \sum_{j=1}^n \beta_j g(w_{ij} \cdot x_i + b_j) = t_i = Y \quad (2.10)$$

Agar lebih mudah persamaan dapat ditulis dengan:

$$H\beta = Y \quad (2.11)$$

Maka akan didapatkan matriks dengan ukuran $i \times j$, dengan i merupakan banyaknya variabel *inputan* dan j merupakan banyaknya *hidden layer* dengan persamaan sebagai

berikut:

$$h_{init} = \begin{bmatrix} g(w_{1,1} \times x_1 + b_1) & \dots & g(w_{i,j} \times x_i + b_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(w_{i,j} \times x_i + b_n) & \dots & g(w_{i,j} \times x_i + b_n) \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Karena jumlah *node* pada ELM ditentukan secara *random*, apabila jumlah *node* kurang dari jumlah data maka matriks H akan berukuran tidak simetris, sehingga solusi yang didapatkan yaitu menggunakan teori *Moore-Penrose Generalized Invers* (H^\dagger) seperti persamaan berikut:

$$H^\dagger = (H^T \cdot H)^{-1} \cdot H^T \quad (2.13)$$

Sehingga didapatkan untuk mencari nilai bobot keluaran yaitu:

$$\beta = H^\dagger \times Y \quad (2.14)$$

dimana, Y : kelas target

Dengan menggunakan nilai bobot (w_{ij}) dan β yang diperoleh dari *training* ELM, maka dilakukan beberapa langkah dalam *testing* ELM berikut.

Langkah 6: Menghitung matriks inisialisasi *output hidden layer* (H_{init}) seperti dengan langkah 3 pada data *training*, akan tetapi menggunakan data *testing* (X_i) didapatkan persamaan:

$$H_{init} = \sum_{i=0}^n (x_i \cdot w_{ij}) + b_j \quad (2.15)$$

Langkah 7: Menentukan matriks *output hidden layer* (H_{init}) dengan menggunakan persamaan (langkah 4 pada *training*) dengan menggunakan H_{init} yang

diperoleh dari persamaan.

$$Y_k = \beta \cdot H \quad (2.16)$$

Langkah 8: Menentukan kelas (Y_k) prediksi menggunakan Persamaan berikut dengan H yang diperoleh dari persamaan (langkah 7).

2.6. Confusion Matrix

Confusion matrix dapat mengukur tingkat akurasi dalam sistem klasifikasi, pengukuran tersebut berguna untuk melihat seberapa baik sistem klasifikasi itu sendiri. Di dalamnya terdapat jumlah pengujian data yang benar dan jumlah pengujian data yang salah (Pourhomayoun, 2021). Pengukuran tersebut dapat disajikan menjadi sebuah tabel sebagai berikut (Milosevic et al., 2017).

Kelas A		Prediksi			Kelas B		Prediksi			Kelas C		Prediksi		
		A	B	C			A	B	C			A	B	C
Aktual	A	TP	FN	FN	Aktual	A	TN	FP	TN	Aktual	A	TN	TN	FP
	B	FP	TN	TN		B	FN	TP	FN		B	TN	TN	FP
	C	FP	TN	TN		C	TN	FP	TN		C	FN	FN	TP

Gambar 2.9 Confusion Matrix

Keterangan:

1. TP (*True Positive*), merupakan data aktual yang bernilai positif dan kelas prediksinya bernilai positif, misalkan pada tabel *confusion matrix* di atas bahwa pada data aktual A dan prediksinya juga A.
2. TN (*True Negatif*), merupakan data aktual yang bernilai negatif dan kelas prediksinya bernilai negatif, misalkan pada tabel *confusion matrix* di atas jika

pada data aktual termasuk kelas A dan data prediksinya bukan termasuk kelas A dan bernilai benar.

3. FP (*false Positive*), merupakan data aktual yang bernilai negatif dan kelas prediksinya bernilai positif, misalkan pada tabel *confusion matrix* di atas bahwa pada kelas A maka semua baris kecuali kelas TP.
4. FN (*False Negatif*), merupakan data aktual yang bernilai positif dan kelas prediksinya bernilai negatif, misalkan pada tabel *confusion matrix* di atas bahwa pada kelas A maka semua kolom kecuali kelas TP.

Confusion Matrix juga memiliki rumus untuk menghitung akurasi, sensitivitas, dan spesifitas untuk melihat keberhasilan dari sebuah sistem klasifikasi yang telah dibangun. Berikut untuk menghitung nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifitas:

1. Akurasi

Nilai akurasi merupakan sebuah nilai yang menunjukkan keakuratan dari sistem klasifikasi yang dibangun, semakin tinggi nilai akurasi semakin bagus dan akurat sistem klasifikasi yang di bangun. Rumus untuk mencari nilai akurasi dapat dilihat dari persamaan berikut ini:

$$Akurasi = \frac{TP_{all}}{x_{all}} \quad (2.17)$$

2. Sensitivitas

Nilai Sensitivitas ini merupakan sebuah nilai yang menunjukkan persentase data aktual yang positif dan terklasifikasi benar pada kelas positif. Semakin tinggi

nilai sensitivitas artinya semakin optimal sistem klasifikasi yang dibangun dalam mengklasifikasi yang terinfeksi penyakit. Rumus untuk mencari nilai sensitivitas sebagai berikut:

$$Sensitivitas = \sum \frac{TP}{FP+FN} x_{kelas} \quad (2.18)$$

3. Spesifitas

Nilai Spesifitas ini merupakan sebuah nilai yang menunjukkan persentase data aktual yang negatif dan terklasifikasi benar pada kelas negatif. Semakin tinggi nilai spesifitas artinya semakin optimal sistem klasifikasi yang dibangun dalam mengklasifikasi yang tidak terinfeksi penyakit. Rumus untuk mencari nilai spesifitas sebagai berikut:

$$Spesifitas = \sum \frac{TN}{TN+FP} x_{kelas} \quad (2.19)$$

2.7. Integrasi Keilmuan janin dalam Tinjauan Islam

Dalam menjalankan proses ini, kita merujuk pada ajaran agama Islam yang menegaskan pentingnya menjaga kehidupan janin dan memberikan perlindungan serta perawatan yang baik. Al-Qur'an, sebagai kitab suci umat Islam, menyediakan wawasan yang mendalam tentang proses terbentuknya bayi atau janin dalam rahim. Salah satu ayat yang mencerminkan keajaiban penciptaan Allah adalah ayat ke-5 dalam Surah Al-Hajj yang berbunyi:

يَا أَيُّهَا النَّاسُ إِنَّكُمْ فِي رَيْبٍ مِّنَ الْبَعْثِ فَإِنَّا خَلَقْنَاكُمْ مِّن تُّرَابٍ ثُمَّ مِّن نُّطْفَةٍ ثُمَّ مِّن عَلَقَةٍ ثُمَّ مِّن مُّضْغَةٍ مُّخَلَّقَةٍ وَغَيْرِ مُخَلَّقَةٍ لَّبِئْسَ لَكُمْ وَنُقُرُّ فِي

الْأَرْحَامِ مَا نَشَاءُ إِلَىٰ أَجَلٍ مُّسَمًّى ثُمَّ نُخْرِجُكُمْ طِفْلًا ثُمَّ لِتَبْلُغُوا أَشَدَّكُمْ
 وَمِنْكُمْ مَّنْ يُّتَوَفَّىٰ وَمِنْكُمْ مَّنْ يُرَدُّ إِلَىٰ أَرْذَلِ الْعُمُرِ لِكَيْلَا يَعْلَمَ مِنْ بَعْدِ عِلْمٍ
 شَيْءًا وَتَرَىٰ الْأَرْضَ هَامِدَةً فَاذًا أَنْزَلْنَا عَلَيْهَا الْمَاءَ اهْتَزَّتْ وَرَبَتْ وَأَنْبَتَتْ مِنْ
 كُلِّ زَوْجٍ بَهِيجٍ

Artinya: "Wahai manusia, jika kamu meragukan (hari) kebangkitan, sesungguhnya Kami telah menciptakan (orang tua) kamu (Nabi Adam) dari tanah, kemudian (kamu sebagai keturunannya Kami ciptakan) dari setetes mani, lalu segumpal darah, lalu segumpal daging, baik kejadiannya sempurna maupun tidak sempurna, agar Kami jelaskan kepadamu (tanda kekuasaan Kami dalam penciptaan). Kami tetapkan dalam rahim apa yang Kami kehendaki sampai waktu yang sudah ditentukan. Kemudian, Kami mengeluarkanmu sebagai bayi, lalu (Kami memeliharamu) hingga kamu mencapai usia dewasa. Di antara kamu ada yang diwafatkan dan (ada pula) yang dikembalikan ke umur yang sangat tua sehingga dia tidak mengetahui lagi sesuatu yang pernah diketahuinya (pikun). Kamu lihat bumi itu kering. Jika Kami turunkan air (hujan) di atasnya, ia pun hidup dan menjadi subur serta menumbuhkan berbagai jenis (tumbuhan) yang indah." (Q.S. al-Hajj:15)

Ayat tersebut menyampaikan kepada kita bagaimana Allah menciptakan manusia dari tanah, kemudian dari air mani, dan melalui tahapan-tahapan yang luar biasa, janin tumbuh menjadi bayi yang siap lahir. Ayat ini mengingatkan kita akan kebesaran dan kekuasaan Allah dalam menciptakan kehidupan. Dengan mempelajari ayat ini dan melihat penemuan ilmiah tentang perkembangan janin, kita semakin mengagumi keajaiban penciptaan dan merasa bersyukur atas karunia kehidupan yang

diberikan kepada kita. Hal ini selaras dengan Hadis Sahih Muslim dari kitab Al-Qadar yang berbunyi:

عَنْ عَبْدِ اللَّهِ بْنِ مَسْعُودٍ، قَالَ: قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ: إِذَا
أَحَدَكُمْ يُجْمَعُ فِي بَطْنِ أُمِّهِ أَرْبَعِينَ يَوْمًا نُظْفَةً، ثُمَّ يَكُونُ عَلَقَةً مِثْلَ ذَلِكَ،
ثُمَّ يَكُونُ مُضَعَّةً مِثْلَ ذَلِكَ، ثُمَّ يُرْسَلُ إِلَيْهِ الْمَلَكُ فَيَنْفُخُ فِيهِ الرُّوحَ، وَيُؤَمِّرُ
بِأَرْبَعِ كَلِمَاتٍ: بِكِتَابِ رِزْقِهِ، وَأَجَلِهِ، وَعَمَلِهِ، وَشَقِيٍّ أَمْ سَعِيدٍ؛ فَوَالَّذِي نَفْسِي
بِيَدِهِ، إِنْ أَحَدَكُمْ لَيَعْمَلُ بِعَمَلِ أَهْلِ الْجَنَّةِ، حَتَّى مَا يَكُونُ بَيْنَهُ وَبَيْنَهَا إِلَّا
ذِرَاعٌ فَيَسْبِقُ عَلَيْهِ الْكِتَابُ فَيَعْمَلُ بِعَمَلِ أَهْلِ النَّارِ فَيَدْخُلُهَا، وَإِنْ أَحَدَكُمْ
لَيَعْمَلُ بِعَمَلِ أَهْلِ النَّارِ، حَتَّى مَا يَكُونُ بَيْنَهُ وَبَيْنَهَا إِلَّا ذِرَاعٌ فَيَسْبِقُ عَلَيْهِ
الْكِتَابُ فَيَعْمَلُ بِعَمَلِ أَهْلِ الْجَنَّةِ فَيَدْخُلُهَا

Artinya: "Riwayat dari Abdullah bin Mas'ud, ia berkata: Rasulullah shallallahu 'alaihi wa sallam bersabda, Sesungguhnya salah seorang dari kalian dikumpulkan dalam rahim ibunya selama empat puluh hari sebagai setetes mani, kemudian ia menjadi segumpal darah selama itu pula. Kemudian ia menjadi segumpal daging selama itu pula. Setelah itu, malaikat dikirim kepadanya, lalu ditiupkan ruh kepadanya dan diperintahkan empat perkara: dituliskan rizqinya, ajalnya, amal perbuatannya, dan kebahagiaan atau kesengsaraannya. Demi Allah yang jiwaku berada ditanganNya, seseorang dari kalian dapat melakukan amal perbuatan ahli Surga sampai ia hanya bersisa sejengkal dari jarak antara dirinya dengan Surga, maka buku catatan amal perbuatannya mendahuluinya, sehingga ia melakukan amal perbuatan ahli Neraka dan

masuklah ia ke dalamnya. Dan seseorang dari kalian dapat melakukan amal perbuatan ahli Neraka sampai ia hanya bersisa sejengkal dari jarak antara dirinya dengan Neraka, maka buku catatan amal perbuatannya mendahuluinya, sehingga ia melakukan amal perbuatan ahli Surga dan masuklah ia ke dalamnya.” (Shahih Muslim, Kitab al-Qadar, Hadis no. 2653)

Selanjutnya, hadis ini mengajarkan bahwa takdir dapat berubah berdasarkan amal perbuatan individu. Misalnya, seseorang yang melakukan amal yang baik dapat mengubah takdirnya menuju surga, meskipun sebelumnya telah mendekati neraka. Sebaliknya, seseorang yang melakukan amal yang buruk dapat mengubah takdirnya menuju neraka, meskipun sebelumnya telah mendekati surga. Oleh karena itu, dalam penelitian deteksi kesehatan janin, hadis ini memberikan pengingat pentingnya menjaga kesehatan dan merawat janin sejak awal kehidupan seperti pada kaidah fikih:

لَا ضَرَرَ وَلَا ضِرَارَ

Artinya: “Tidak boleh membuat kerugian dan dan tidak boleh merugikan.”

Kaidah ini mengingatkan kita untuk menjauhi segala bentuk tindakan yang dapat menyebabkan bahaya atau merugikan pada janin atau ibu. Dalam hal ini, peneliti dan tenaga medis memiliki tanggung jawab moral untuk memastikan bahwa tindakan yang diambil selaras dengan nilai-nilai agama Islam dan tidak membahayakan kesehatan dan keselamatan janin atau ibu. Dalam upaya memberikan keselamatan serta perlindungan pada janin, Maka diperlukan pemeriksaan secara dini ke tenaga medis untuk mendeteksi kesehatan janin sehingga mendapatkan solusi terbaik untuk janin serta ibu hamil.

Dalam hal ini, kaitan antara kaidah fikih tersebut dengan faktor-faktor

kesehatan janin dari CTG antara lain, jika CTG yang menunjukkan hasil normal menandakan bahwa janin dalam keadaan sehat dan tidak mengalami gangguan yang signifikan. Dalam hal ini, kaidah fikih "Tidak boleh membuat kerugian dan tidak boleh merugikan" berarti bahwa tindakan medis atau intervensi yang diperlukan untuk menjaga kesehatan janin harus dilakukan dengan penuh kehati-hatian dan tidak boleh menyebabkan kerugian fisik atau emosional pada janin atau ibu. apabila CTG yang menunjukkan hasil *suspect* menandakan adanya indikasi bahwa janin mungkin mengalami beberapa ketidaknormalan atau masalah kesehatan. Dalam hal ini, kaidah fikih tersebut menekankan pentingnya melakukan tindakan yang diperlukan untuk memastikan kesehatan janin tanpa menyebabkan kerugian yang tidak perlu. Dokter atau tenaga medis harus mempertimbangkan dengan seksama kemungkinan manfaat dan resiko dari tindakan yang akan diambil. jika CTG yang menunjukkan hasil patologis menandakan adanya masalah serius pada janin yang memerlukan perhatian segera. Dalam kondisi ini, kaidah fikih tersebut dapat diinterpretasikan sebagai mengharuskan tindakan medis yang dapat menyelamatkan nyawa janin, bahkan jika ada resiko atau potensi kerugian bagi ibu. Prinsip "tidak boleh merugikan" tetap relevan, tetapi di sini kepentingan dan keselamatan janin menjadi prioritas utama.

Pada dasarnya, kaidah fikih tersebut menekankan perlunya menjaga kesehatan dan keselamatan janin selama proses medis, termasuk dalam interpretasi hasil CTG. Dalam setiap situasi, para profesional medis harus mempertimbangkan faktor-faktor kesehatan janin dengan bijaksana dan bertanggung jawab, dengan tujuan utama adalah menjaga kesehatan janin sebaik mungkin tanpa menyebabkan kerugian yang tidak perlu.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

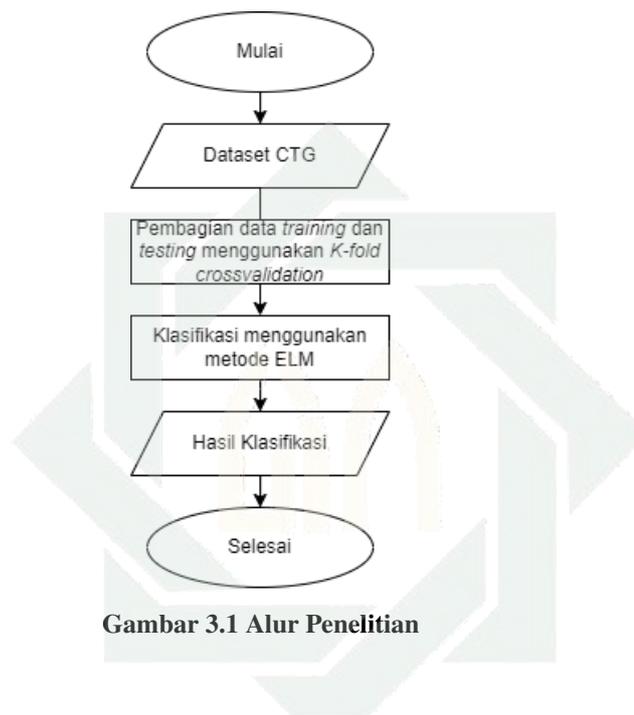
Penelitian ini menggunakan data numerik dalam upaya mengklasifikasikan Status Kesehatan janin menggunakan metode Extreme Learning Machine (ELM). Penelitian ini termasuk dalam kategori penelitian terapan, karena hasil klasifikasi yang diperoleh dapat digunakan sebagai alternatif sistem untuk mengklasifikasikan status kesehatan janin dan diharapkan dapat mempercepat penanganan. Selain itu, penelitian ini juga termasuk dalam kategori penelitian kuantitatif, karena proses klasifikasi membutuhkan penggunaan data numerik untuk melakukan perhitungan dan menganalisis hasil yang diperoleh.

3.2. Jenis dan Sumber Data

Dalam penelitian ini, digunakan sebanyak 2126 data numerik. Data ini diperoleh dari sumber data biomedis yang telah diklasifikasikan oleh tiga dokter kandungan ahli, yaitu D. Campos dkk, yang menjadikan tiga kategori pada data set kardiokografi dengan jumlah 1665 normal, 295 *Suspect*, dan 176 *Pathologic* dapat diakses melalui (De-Campos et al., 2020).

3.3. Pengolahan Data

Dalam penelitian ini, terdapat beberapa langkah yang dilakukan dalam proses pengolahan data, yakni meliputi *pre-processing* data serta klasifikasi menggunakan metode ELM (*Extreme Learning Machine*). Berikut adalah tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini:



Gambar 3.1 Alur Penelitian

1. Menghimpun data

Pada tahapan ini dengan memasukkan data. data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data *Cardiotocography* dari *Kaggle* dengan tiga kelas status kesehatan janin yaitu Normal, *Suspect*, *Pathologic*.

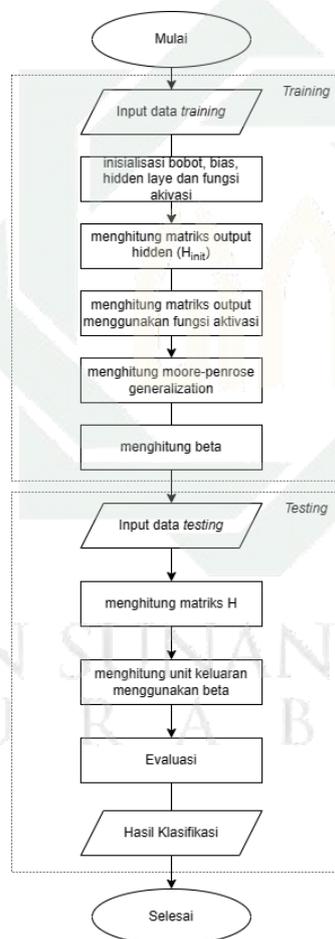
2. *Pre-processing*

Pada data *Cardiotocography* berupa data numerik dengan rentang yang berbeda-beda, maka perlu adanya proses *preprocessing* sebagai transformasi data ke dalam

nilai rentang 0 hingga 1 dengan normalisasi $Min - Max$ dengan tujuan supaya perhitungannya ringan dan proses klasifikasi lebih mudah.

3. Klasifikasi

Tahapan berikutnya adalah melakukan proses klasifikasi menggunakan metode (*Extreme Learning Machine*). Pada tahapan ini melalui proses *training* dan *testing* dengan pembagian data menggunakan *K-Fold Cross Validation*, dimana nilai $k = 5$ dan $k = 10$.



Gambar 3.2 Alur Algoritma

- Proses *training*
 - (a) Input data *training* dan pembagian data menggunakan *k-fold cross validation* (2.2)-(2.4)
 - (b) Menginisialisasi *hidden layer* sebanyak j bobot dan bias secara acak serta jumlah *hidden layer* sebanyak j dengan persamaan (2.5)
 - (c) Menentukan matrik *ouput hidden layer* dengan menggunakan fungsi aktivasi seperti persamaan (2.6)-(2.9)
 - (d) Menentukan β menggunakan *Moore-Penrose generalized invers* dengan persamaan (2.10)-(2.14)
- Proses *Testing*
 - (a) Masukkan data *testing*
 - (b) Menentukan nilai matriks *ouput* pada *hidden layer* dari masukkan data *testing*. Bobot dan bias yang telah diinisialisasi di proses *training* dengan perhitungan persamaan (2.15)
 - (c) Menentukan matriks inisialisasi *ouput hidden layer* menggunakan persamaan (2.15)
 - (d) menentukan matriks inisialisasi *ouput hidden layer* dengan fungsi Aktivasi sehingga didapatkan persamaan (2.16)
 - (e) Evaluasi model klasifikasi berupa menghitung akurasi, spesifisitas dan sensitivitas menggunakan persamaan (2.17)-(2.19)

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Deskripsi Data

Penelitian ini menggunakan data rekam medis pasien ibu hamil dari alat CTG yang bersumber dari website *kaggle* data tersebut berukuran 2126×21 dengan label normal sebanyak 1655, *suspect* sebanyak 295 dan *pathologic* sebanyak 176. Sampel data rekam medis pasien ibu hamil menggunakan alat CTG dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4.1 Contoh Tabel Data CTG

x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	\dots	x_{21}	t
120	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	73	0,5	\dots	1	2
132	0,006	0,000	0,006	0,003	0,000	0,000	17	2,1	\dots	0	1
133	0,003	0,000	0,008	0,003	0,000	0,000	16	2,1	\dots	0	1
134	0,003	0,000	0,008	0,003	0,000	0,000	16	2,4	\dots	1	1
132	0,007	0,000	0,008	0,000	0,000	0,000	16	2,4	\dots	1	1
134	0,001	0,000	0,010	0,009	0,000	0,002	26	5,9	\dots	3	3
\vdots	\dots	\vdots	\vdots								
140	0,001	0,000	0,006	0,000	0,000	0,000	78	0,4	\dots	2	2
142	0,002	0,002	0,008	0,000	0,000	0,000	74	0,4	\dots	1	1

Pada data yang ditunjukkan tabel di atas merupakan data CTG yang berjumlah 2126 yang terdiri dari variabel sebanyak 21 dan 1 label kategori. Berikut keterangan dari setiap variabel dan label kategori:

Tabel 4.2 Keterangan Atribut

Atribut	Keterangan
x_1	Baseline (SisPorto)
x_2	Accelerations (SisPorto)
x_3	Foetal movement (SisPorto)
x_4	Uterine contractions (SisPorto)
x_5	Percentage of time with abnormal short term variability (SisPorto)
x_6	Mean value of short term variability (SisPorto)
x_7	Percentage of time with abnormal long term variability (SisPorto)
x_8	Mean value of long term variability (SisPorto)

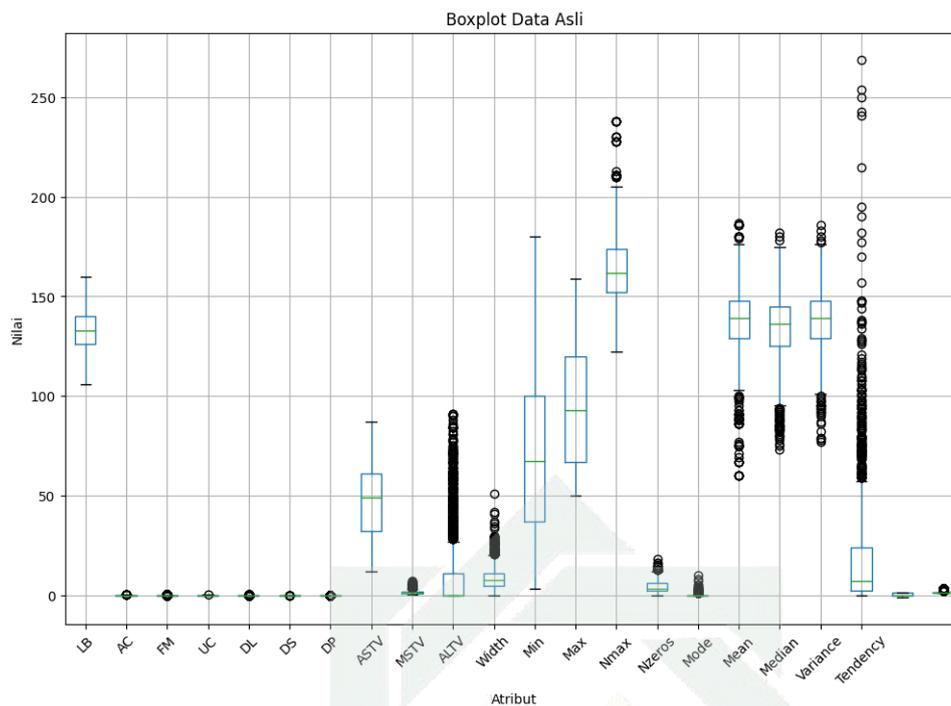
Tabel 4.3 Keterangan Atribut

Atribut	Keterangan
x_9	Light decelerations
x_{10}	Severe decelerations
x_{11}	Prolongued decelerations
x_{12}	Histogram width
x_{13}	Low freq. of the histogram
x_{14}	High freq. of the histogram
x_{15}	Number of histogram peaks
x_{16}	Number of histogram zeros
x_{17}	Histogram mode

Tabel 4.4 Keterangan Atribut

Atribut	Keterangan
x_{18}	Histogram mean
x_{19}	Histogram median
x_{20}	Histogram variance
x_{21}	Histogram tendency
t	Label kategori

pada label kategori berisi angka yang menunjukkan suatu kelas seperti 1 menunjukkan kategori normal, 2 merupakan kategori *suspect* dan 3 direpresentasikan sebagai kategori Pathologic. Data tersebut dapat divisualisasikan sebagai berikut:



Gambar 4.1 Visualisasi Data Rekam Medis Menggunakan Alat CTG

Dilihat dari Gambar 4.1 menunjukkan bahwa nilai data yang digunakan memiliki rentang nilai yang berbeda pada setiap variabel seperti yang dijelaskan tabel di bawah ini:

Tabel 4.5 Deskripsi Data Status Kesehatan Janin

Variabel	Min.	1stQu.	Median	Mean	3rdQu.	Max.
x_1	106.0	126.0	133.0	133.3	140.0	160.0
x_2	0.000	0.000	1.000	2.949	5.000	19.000
x_3	0.000	0.000	0.000	8.327	2.000	481.000
x_4	0.000	2.000	4.000	4.139	6.000	15.000
x_5	0.000	0.000	0.000	1.824	3.000	15.000
x_6	0.000	0.000	0.000	0.003759	0.000	1.000
x_7	0.0000	0.0000	0.0000	0.1607	0.0000	5.0000
x_8	12.00	32.00	49.00	46.99	61.00	87.00
x_9	0.200	0.700	1.200	1.335	1.700	7.000
x_{10}	0.00	0.00	0.00	9.88	11.00	91.00

x_{11}	0.000	4.600	7.400	8.204	10.800	50.700
x_{12}	3.00	37.00	68.00	70.47	100.00	180.00
x_{13}	50.00	67.00	93.00	93.59	120.00	159.00
x_{14}	122	152	162	164	174	238
x_{15}	0.000	2.000	3.000	4.073	6.000	18.000
x_{16}	0.000	0.000	0.000	0.328	0.000	10.000
x_{17}	60.0	129.0	139.0	137.4	148.0	187.0
x_{18}	73.0	125.0	136.0	134.6	145.0	182.0
x_{19}	77.0	129.0	139.0	138.1	148.0	186.0
x_{20}	0.00	2.00	7.00	18.92	24.00	269.00
x_{21}	-1.00	0.00	0.00	0.32	1.00	1.00

Pada tabel [4.5](#) mendeskripsikan deskripsi data untuk masing-masing variabel yang digunakan dalam penelitian ini. Pada variabel x_1 yaitu *baseline value* memiliki nilai minimal 106 *bpm*, maksimal 160 *bpm* dan memiliki rata-rata 133.3 *bpm*. Hingga pada variabel x_{21} yaitu *histogram tendency* memiliki nilai minimal -1 , maksimal 1 serta memiliki rata-rata 0.33.

4.2. Preprocessing

Pada tahap preprocessing data dilakukan untuk memperbaiki data rekam medis pasien ibu dari alat CTG memiliki rentang nilai data yang berbeda. Tahap ini terdapat normalisasi *Min-Max* dan pembagian data menggunakan *K-fold cross validation*.

4.2.1. Normalisasi

Normalisasi diterapkan pada penelitian ini karena rentang data nya tidak berimbang sehingga digunakan normalisasi *Min-Max* dengan rentang 0 hingga 1 tanpa mengubah nilai dari data asli. Contoh perhitungan normalisasi pada data pertama yaitu

sebelum melakukan perhitungan manual normalisasi Min-Max diperlukan menghitung nilai minimal dan Max dari data. Berikut perhitungan manualnya:

$$\begin{aligned}
 x' &= \frac{x - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \\
 &= \frac{120 - 106}{160 - 106} \\
 &= \frac{4}{54} \\
 &= 0,07407
 \end{aligned}$$

Dengan x merupakan data asli lalu $\min(X)$ merupakan nilai minimum dari data i sebanyak n dan menentukan nilai $\max(X)$ dengan menentukan nilai maksimal dari data i hingga n .

Pada proses ini, dilakukan pada data yang berukuran 2126×21 yang menghasilkan matriks yang berukuran yang sama. Hasil dari normalisasi Min-Max dari data rekam medis kesehatan janin CTG sebagai berikut:

Tabel 4.6 Contoh Tabel Normalisasi Data CTG

x_1	x_2	x_3	\dots	x_{19}	x_{20}	x_{21}	y
0.2593	0.0	0.0	\dots	0.4037	0.2714	1.00	2
0.4815	0.3158	0.0	\dots	0.5780	0.0446	0.50	1
0.5000	0.1579	0.0	\dots	0.5596	0.0483	0.50	1
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots

0.6296	0.0526	0.0	...	0.6881	0.0149	1.00	2
0.6296	0.0526	0.0	...	0.6789	0.0149	1.00	2
0.6667	0.1053	0.0042	...	0.6239	0.0037	0.50	1

Berdasarkan Tabel 4.6 menunjukkan nilai data rekam berada di rentang 0 hingga 1 maka dapat dilakukan proses klasifikasi.

4.3. Klasifikasi

Metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *Extreme Learning machine* metode ini Metode ini memiliki kinerja komputasi yang relatif cepat dan mampu memberikan generalisasi yang baik. Sebelum dilakukan klasifikasi dilakukan pembagian data *training* dan data *testing*. Pada pembagian ini menggunakan *k-fold cross validation* dengan $k = 5$ dan $k = 10$. Data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 2126. Pada proses perhitungan manual pada klasifikasi ini menggunakan *fold* dengan nilai k sebesar 10. Pada proses training dan testing ELM pada penelitian ini, memerlukan fungsi aktivasi dan parameter-parameter *hidden layer*. Fungsi aktivasi pada metode *Extreme Learning Machine* pada penelitian ini menggunakan 4 fungsi aktivasi sigmoid yaitu biner, bipolar dan sin. Parameter *hidden layer* yang digunakan pada klasifikasi ini yaitu 50, 100, 150 dan 200.

Tabel 4.7 Data Training

x_1	x_2	x_3	...	x_{21}
0.259	0.0	0.0	...	1.0
0.5	0.157	0.0	...	0.5

0.518	0.157	0.0	...	1.0
0.481	0.368	0.0	...	1.0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0.629	0.053	0.0	...	1.0
0.666	0.105	0.004	...	0.5

Pada Tabel 4.7 data *training* yang telah dibagi dari 80% jumlah data didapatkan sebanyak 1914 data. Kemudian, sisa dari pembagian data *training* menjadi data *testing*.

Tabel 4.8 Data *Testing*

0.481	0.316	0.0	0.4	0.2	0.0	0.0	...	0.5
0.407	0.263	0.884	0.2	0.2	0.0	0.4	...	0.5
0.259	0.474	0.177	0.133	0.133	0.0	0.0	...	0.5
0.648	0.053	0.0	0.333	0.0	0.0	0.0	...	1.0
0.778	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	1.0
0.778	0.0	0.002	0.0	0.067	0.0	0.0	...	1.0
0.426	0.263	0.006	0.333	0.0	0.0	0.0	...	0.5
0.963	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.5
0.315	0.263	0.0	0.467	0.0	0.0	0.0	...	0.0
0.593	0.316	0.0	0.267	0.0	0.0	0.0	...	0.5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0.5	0.0	0.002	0.333	0.0	0.0	0.0	...	0.5
0.5	0.0	0.019	0.533	0.0	0.0	0.0	...	1.0

4.3.1. Training

Pada tahap ini, data yang telah dinormalisasi dan dilakukan pembagian data menggunakan *k-fold cross validation* dengan $k = 10$ menghasilkan data yang digunakan untuk *training* sebanyak 1914.

Pada tahap training ini menggunakan pembagian data dengan nilai k sebanyak 10 dengan data *training* sebanyak 1. Berikut langkah-langkah perhitungan manual dari proses *training*.

1. data input *training*

$$x_{train_{1216}} = \begin{bmatrix} 0.26 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & \cdots & 1.00 \\ 0.50 & 0.16 & 0.00 & 0.53 & 0.20 & \cdots & 0.50 \\ 0.52 & 0.16 & 0.00 & 0.53 & 0.20 & \cdots & 1.00 \\ 0.48 & 0.37 & 0.00 & 0.53 & 0.00 & \cdots & 1.00 \\ 0.52 & 0.05 & 0.00 & 0.67 & 0.60 & \cdots & 0.50 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.67 & 0.11 & 0.00 & 0.53 & 0.00 & \cdots & 0.50 \end{bmatrix}_{1914 \times 21}$$

- Inisialisasi hidden node sebanyak n uji coba, matriks bobot dan bias secara random pada tahap ini beberapa uji coba terhadap *hidden layer*. Nilai uji coba *hidden layer* yang digunakan adalah 50, 100, 150 dan 200. selanjutnya dilakukan pembuatan matriks bobot dan bias. Ukuran matriks bobot ialah d jumlah fitur dikali dengan n *hidden layer* sedangkan matriks bias berukuran $1 \times$ ukuran uji coba *hidden layer*, dimana nilai dari matriks bobot dan bias memiliki rentang -1

hingga 1 yang dipilih secara acak. Berikut perhitungan *hidden layer* sebanyak 200 yang terletak pada $k = 10$ adalah sebagai berikut:

$$w = \begin{bmatrix} -0.533 & -0.962 & -0.769 & -0.351 & \cdots & -0.746 \\ 0.117 & 0.228 & 0.574 & -0.299 & \cdots & -0.250 \\ 0.253 & -0.089 & 0.315 & 0.441 & \cdots & -0.196 \\ -0.991 & -0.816 & -0.970 & 0.628 & \cdots & -0.792 \\ 0.025 & -0.342 & 0.557 & -0.696 & \cdots & -0.654 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.256 & 0.047 & 0.655 & -0.561 & \cdots & 0.308 \end{bmatrix}_{21 \times 200}$$

$$b = \begin{bmatrix} 0.5071 & -0.7612 & 0.1009 & 0.3493 & \cdots & -0.6734 & 0.0524 & 0.4694 \end{bmatrix}_{1 \times 200}$$

3. Hitung nilai matriks keluaran *hidden layer* (H)

Menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Namun peneliti akan membandingkan beberapa jenis fungsi aktivasi sigmoid untuk memperoleh hasil yang paling optimal berikut perhitungan manual.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

(a) Menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner

$$\begin{aligned}
 H_{init} &= g_{biner}[(x_{1:21,1} \times w_{1,1:21}) + b_1] \\
 H_{1,1} &= g_{biner}[(0.2593 \times -0.2245) + (0 \times 0.6130) + \dots + (0.2714 \times 0.8515)] \\
 &= g_{biner}(-0.3721) \\
 &= g_{biner} \frac{1}{1 + e^{-0.3721}} \\
 &= 0.3847
 \end{aligned}$$

Perhitungan ini dilakukan hingga data ke 1914. Sehingga, langkah ini menghasilkan matriks H yang berukuran 1914×200 . Hasil matriks ini dapat dilihat sebagai berikut:

$$H = \begin{bmatrix} 0.3847 & -0.2837 & -0.7279 & \dots & 2.3885 & -0.5680 & -0.3744 \\ 1.5106 & 1.0365 & 2.3515 & \dots & 3.4239 & 0.2808 & -0.0165 \\ 1.8805 & 1.0151 & 1.5266 & \dots & 2.6036 & 0.2002 & 0.0237 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1.5521 & -0.2190 & 0.8779 & \dots & 3.4522 & -0.5502 & -0.6841 \\ 1.5079 & -0.1947 & 0.7963 & \dots & 3.3606 & -0.5599 & -0.5336 \\ 1.1375 & -0.1187 & 1.4873 & \dots & 3.7891 & -0.4493 & -0.4718 \end{bmatrix}_{200 \times 1914}$$

Didapatkan matriks H berukuran 200×1914 dari perhitungan H_{init} dengan perkalian data $train_{n \times m}$ dan $bobot_{m \times n} + b$

(b) Fungsi aktivasi sigmoid Bipolar Pada fungsi aktivasi sigmoid bipolar menggunakan data train yang sama, namun pada bobot serta bias dipilih

secara acak sehingga perhitungannya dapat dijabarkan sebagai berikut

$$\begin{aligned}
 H_{init} &= g_{bipolar}[(x_{1:21,1} \times w_{1,1:21}) + b_1] \\
 H_{1,1} &= g_{bipolar}[(0.259 \times 0.0785) + 0 \times 0.4810] + \dots \\
 &\quad + (1 \times 0.8481) + 0.1995] \\
 &= g_{bipolar}(1.911) \\
 &= \frac{1 - e^{1.911}}{1 + e^{1.911}} \\
 H_{1,1} &= 0.7424
 \end{aligned}$$

Perhitungan ini dilakukan hingga data ke 1914. Sehingga, langkah ini menghasilkan matriks H yang berukuran 1914×200 . Hasil matriks ini dapat dilihat sebagai berikut:

$$H = \begin{bmatrix}
 0.7424 & 0.0896 & -0.2080 & \dots & -0.2191 & 0.6896 & -0.0847 \\
 0.6671 & 0.1658 & 0.4683 & \dots & 0.1777 & 0.0958 & -0.4829 \\
 0.7181 & -0.0822 & 0.2772 & \dots & 0.2497 & 0.3258 & -0.5952 \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\
 0.6650 & 0.2866 & 0.1396 & \dots & -0.2992 & 0.6524 & -0.1168 \\
 0.6568 & 0.2630 & 0.0903 & \dots & -0.2692 & 0.6870 & -0.1837 \\
 0.5873 & 0.3949 & 0.3008 & \dots & -0.2694 & 0.6568 & 0.0654
 \end{bmatrix}$$

(c) Fungsi Aktivasi sigmoid sin

$$\begin{aligned}
 H_{2,1} &= \text{sig}_{\sin}[(x_{1:21,1} \times w_{1,1:21}) + b_1] \\
 &= \text{sig}_{\sin}[0.259 \times 0.7873] + (0 \times -0.098) + \dots + (1 \times 0.271) \\
 &= \text{sig}_{\sin}(1.356) \\
 &= 0.978
 \end{aligned}$$

Perhitungan ini dilakukan hingga data ke 1914. Sehingga, langkah ini menghasilkan matriks H yang berukuran 1914×200 . Hasil matriks ini dapat dilihat seperti berikut:

$$H = \begin{bmatrix} 0.9781 & 0.8421 & 0.1238 & \dots & 0.4413 & 0.9999 & -0.9351 \\ 0.9446 & -0.7479 & 0.4183 & \dots & 0.6745 & 0.9309 & -0.5701 \\ 0.8937 & -0.4549 & 0.7142 & \dots & 0.6046 & 0.9839 & -0.8445 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.7117 & 0.7529 & 0.2780 & \dots & 0.7180 & 0.9967 & -0.9994 \\ 0.6666 & 0.8257 & 0.2678 & \dots & 0.7597 & 0.9901 & -0.9949 \\ 0.6672 & 0.7545 & -0.3045 & \dots & 0.9158 & 0.8289 & -0.9068 \end{bmatrix}_{1914 \times 200}$$

Setelah perhitungan matriks H dari inisialisasi bobot dan bias pada fungsi aktivasi, menghasilkan matriks berukuran 1914×200 yang bertujuan untuk menghitung nilai bobot keluaran β .

4. Menghitung bobot β menggunakan *Moore-Penrose pseudo inverse*. Pada perhitungan manual kali ini menggunakan matriks H dari perhitungan fungsi aktivasi biner dengan *hidden layer* sebanyak 200 di bagian $k=10$

(a) Fungsi aktivasi biner

Pada perhitungan bobot (β) pada fungsi aktivasi biner ditunjukkan perkalian dari matriks *moore-penrose generalization invers* dengan y pada persamaan (2.13)-(2.14), maka dapat dilihat seperti ini:

$$\begin{aligned}
 \beta &= [(H^T \dot{H})^{-1} \cdot H] \times Y \\
 &= H^\dagger \times Y \\
 &= \begin{bmatrix} 0.1580 & -1.1244 & -0.1440 & \dots & -0.0972 & -0.0429 & 1.1494 \\ -1.1339 & -0.9491 & -0.4894 & \dots & 0.0793 & -0.1938 & 0.1492 \\ 0.3389 & 0.0108 & -0.8521 & \dots & 0.3165 & 0.3264 & -0.3175 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -0.1944 & -0.4588 & -0.3614 & \dots & 0.0641 & 0.0539 & -0.0304 \\ 0.4522 & 0.3398 & 0.0252 & \dots & -0.3036 & -0.3381 & -0.7481 \\ -0.0900 & 0.1530 & 0.2475 & \dots & 0.0766 & 0.1250 & 0.0427 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \\
 \beta &= \begin{bmatrix} 0.0204 \\ 0.0157 \\ -0.0659 \\ \vdots \\ -0.4054 \\ -0.0535 \\ 1.0629 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Berdasarkan nilai beta pada baris pertama (0.0204), nilai atribut yang berisi hasil pengukuran detak jantung janin, peningkatan detak jantung pada

atribut ini dapat menjadi indikasi yang lebih baik terkait dengan status kesehatan janin. Jika nilai nya menunjukkan bilangan negatif seperti (-0.0659) hal ini dapat berarti bahwa penurunan nilai atribut tersebut dapat menunjukkan adanya tanda-tanda yang berkaitan dengan keadaan yang kurang sehat atau patologis pada janin.

(b) Fungsi aktivasi bipolar

$$\begin{aligned}
 \beta &= H^\dagger \times Y \\
 &= [(H^T H)^{-1} \cdot H] \times Y \\
 &= \begin{bmatrix} 0.0272 & -0.0198 & -0.0131 & \dots & -0.0263 & -0.0168 & 0.0312 \\ 0.0124 & -0.0040 & 0.0381 & \dots & 0.0045 & -0.0052 & -0.0017 \\ 0.1527 & 0.0944 & -0.0179 & \dots & 0.0213 & 0.0157 & 0.0396 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.0057 & -0.0259 & 0.0117 & \dots & 0.0068 & -0.0051 & -0.0223 \\ -0.0157 & 0.0012 & 0.0081 & \dots & 0.0030 & 0.0174 & 0.0349 \\ 0.0274 & -0.0314 & 0.0250 & \dots & 0.0090 & -0.0148 & -0.0111 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 2 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} \\
 \beta &= \begin{bmatrix} 0.0644 \\ 0.6857 \\ -0.9659 \\ \vdots \\ -0.5354 \\ -0.0590 \\ 1.0639 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Berdasarkan nilai beta pada baris pertama (1.0639), nilai atribut yang berisi hasil pengukuran detak jantung janin, peningkatan detak jantung pada atribut ini dapat menjadi indikasi yang lebih baik terkait dengan status kesehatan janin. Jika nilai nya menunjukkan bilangan negatif seperti (-0.0590) hal ini dapat berarti bahwa penurunan nilai atribut tersebut dapat menunjukkan adanya tanda-tanda yang berkaitan dengan keadaan yang kurang sehat atau patologis pada janin.

(c) Fungsi aktivasi sin

$$\beta = H^{\dagger} \times Y$$

$$= [(H^T H)^{-1} \cdot H] \times Y$$

$$\beta = \begin{bmatrix} -0.0416 & -0.0259 & 0.0249 & \dots & 0.0363 & 0.0461 & -0.0736 \\ -0.1311 & -0.0510 & 0.0026 & \dots & 0.0282 & 0.0228 & -0.0058 \\ 0.0009 & 0.0172 & 0.0354 & \dots & 0.0356 & 0.0332 & -0.0439 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.1407 & -0.0451 & 0.0441 & \dots & -0.0021 & 0.0195 & 0.0347 \\ 0.0658 & 0.0807 & 0.0262 & \dots & 0.0039 & 0.0011 & 0.0370 \\ -0.2293 & 0.0175 & -0.0160 & \dots & -0.0849 & -0.0935 & -0.0133 \end{bmatrix}_{1914 \times 200} \times \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} 0.0334 \\ 0.6457 \\ -0.6659 \\ \vdots \\ -0.6554 \\ -0.3390 \\ 1.0639 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan nilai beta pada baris pertama (0.0334), nilai atribut yang berisi hasil pengukuran detak jantung janin, peningkatan detak jantung pada atribut ini dapat menjadi indikasi yang lebih baik terkait dengan status

kesehatan janin. Jika nilai nya menunjukkan bilangan negatif seperti (-0.6554) hal ini dapat berarti bahwa penurunan nilai atribut tersebut dapat menunjukkan adanya tanda-tanda yang berkaitan dengan keadaan yang kurang sehat atau patologis pada janin.

4.3.2. Testing

1. Input data *testing* Data inputan *testing* dikonversikan ke dalam matriks yang berukuran 212×21 , seperti pada matriks di bawah ini:

$$H_{testing} = \begin{bmatrix} 0.4815 & 0.3158 & 0.0000 & \dots & 0.5000 \\ 0.4074 & 0.2632 & 0.8836 & \dots & 0.5000 \\ 0.2593 & 0.4737 & 0.1767 & \dots & 0.5000 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.5000 & 0.0000 & 0.0021 & \dots & 0.0000 \\ 0.5000 & 0.0000 & 0.0021 & \dots & 0.5000 \\ 0.5000 & 0.0000 & 0.0187 & \dots & 1.0000 \end{bmatrix}_{212 \times 21}$$

2. Menghitung nilai matriks keluaran pada *hidden layer* (H) dari input data *testing*

Perhitungan matriks H didapatkan dari data testing yang telah diinputkan dengan bobot dan bias yang telah diinisialisasi di proses *training*. Perhitungan ini menggunakan Persamaan (2.7)-(2.9) sama seperti proses training sebelumnya. Kemudian hasil matriks keluaran *hidden layer* dihindari testing data adalah sebagai berikut:

$$H = \begin{bmatrix} 0.7242 & -0.3035 & 0.2163 & \dots & 0.3583 & 0.5281 & -0.3931 \\ 0.7686 & -0.4594 & 0.5474 & \dots & 0.0462 & 0.6742 & -0.6796 \\ 0.5889 & -0.2129 & 0.2490 & \dots & 0.3200 & 0.5431 & -0.5189 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.7819 & 0.5906 & -0.3552 & \dots & 0.6798 & 0.3335 & -0.3593 \\ 0.7815 & 0.5746 & -0.1099 & \dots & 0.5447 & 0.5015 & -0.4668 \\ 0.6801 & 0.2628 & 0.1431 & \dots & 0.4675 & 0.7593 & -0.5831 \end{bmatrix}$$

3. Langkah selanjutnya yaitu menghitung output hasil klasifikasi menggunakan β yang telah didapatkan pada proses training. Output didapatkan dengan melakukan perhitungan menggunakan persamaan

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

$$Y = H \cdot \beta$$

$$Y = \begin{bmatrix} 0.7242 & -0.3035 & 0.2163 & \dots & 0.3583 & 0.5281 & -0.3931 \\ 0.7686 & -0.4594 & 0.5474 & \dots & 0.0462 & 0.6742 & -0.6796 \\ 0.5889 & -0.2129 & 0.2490 & \dots & 0.3200 & 0.5431 & -0.5189 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.7819 & 0.5906 & -0.3552 & \dots & 0.6798 & 0.3335 & -0.3593 \\ 0.7815 & 0.5746 & -0.1099 & \dots & 0.5447 & 0.5015 & -0.4668 \\ 0.6801 & 0.2628 & 0.1431 & \dots & 0.4675 & 0.7593 & -0.5831 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1.0026 \\ 0.0560 \\ 0.0467 \\ \vdots \\ 0.1094 \\ 0.1004 \end{bmatrix}$$

$$Y = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Nilai Y yang telah didapatkan dari proses testing merupakan model klasifikasi yang telah terbentuk.

4.4. Evaluasi menggunakan *Confusion Matrix*

Dalam penelitian skripsi ini, *confusion matrix* digunakan untuk menganalisis performa model klasifikasi yang dikembangkan. *Confusion matrix* merupakan sebuah tabel yang merepresentasikan hasil prediksi model terhadap data aktual pada tiga kelas,

yaitu Normal, *Suspect*, dan *Pathologic*.

Fold 1	Prediksi		
Aktual	149	10	0
	5	30	1
	2	2	13

Fold 5	Prediksi		
Aktual	152	4	1
	14	20	1
	1	3	17

Fold 9	Prediksi		
Aktual	167	3	1
	9	13	1
	4	5	9

Fold 2	Prediksi		
Aktual	169	4	1
	11	17	0
	2	1	7

Fold 6	Prediksi		
Aktual	145	6	0
	11	27	2
	0	0	20

Fold 10	Prediksi		
Aktual	164	4	0
	7	17	0
	0	2	18

Fold 3	Prediksi		
Aktual	162	2	0
	2	32	2
	1	0	11

Fold 7	Prediksi		
Aktual	171	3	0
	5	17	0
	2	3	11

Fold 4	Prediksi		
Aktual	175	1	1
	8	10	1
	3	4	9

Fold 8	Prediksi		
Aktual	158	2	0
	15	16	0
	1	4	16

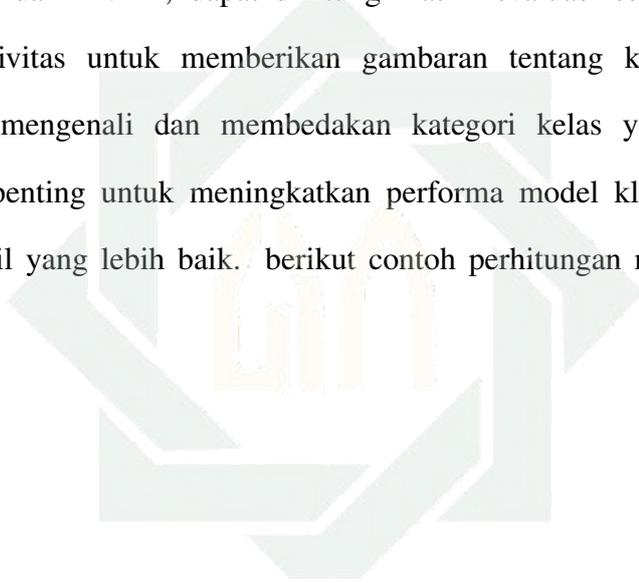
Gambar 4.2 Hasil Evaluasi

Berdasarkan Gambar 4.2 merupakan hasil dari salah satu uji coba dengan parameter $k = 10$, *hidden layer* sebanyak 200 dan fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi sigmoid biner maka dapat direpresentasikan ke dalam bentuk tabel sebagai berikut:

Aktual / Prediksi	Normal	Suspect	Pathologic
Normal	1612	39	4
Suspect	87	199	8
Pathologic	16	24	131

Hasil *confusion matrix* pada total k-fold 10 memberikan informasi mengenai

True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN) dalam klasifikasi model tersebut. Di antara tiga kategori kelas Normal, *Suspect*, dan *Pathologic*, terdapat 1612 data yang telah diklasifikasikan dengan benar sebagai Normal (TP), 199 data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai Suspect (TN). Namun, terdapat 39 data yang salah diklasifikasikan sebagai *Suspect* seharusnya Normal (FP), serta 87 data yang salah diklasifikasikan sebagai Normal dan 8 data yang salah diklasifikasikan sebagai Suspect seharusnya *Suspect* dan *Pathologic* (FN). Dari informasi TP, TN, FP, dan FN ini, dapat dihitung matrik evaluasi seperti akurasi, spesifisitas dan sensitivitas untuk memberikan gambaran tentang kinerja model klasifikasi ini dalam mengenali dan membedakan kategori kelas yang berbeda. Evaluasi ini menjadi penting untuk meningkatkan performa model klasifikasi agar dapat memberikan hasil yang lebih baik. berikut contoh perhitungan manual untuk



UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

menghitung akurasi, spesifisitas dan sensitivitas berdasarkan *confusion matrix* di atas:

$$TP_1 = 1612$$

$$TP_2 = 199$$

$$TP_3 = 131$$

$$TN_1 = 199 + 8 + 131 + 24 = 362$$

$$TN_2 = 1612 + 4 + 16 + 131 = 1763$$

$$TN_3 = 1612 + 39 + 87 + 199 = 1937$$

$$FN_1 = 39 + 4 = 43$$

$$FN_2 = 87 + 8 = 95$$

$$FN_3 = 16 + 24 = 40$$

$$FP_1 = 87 + 16 = 103$$

$$FP_2 = 39 + 24 = 63$$

$$FP_3 = 4 + 8 = 12$$

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{TP_{all}}{x_{all}} \times 100\% \\ &= \frac{1612 + 199 + 131}{2124} \times 100\% \\ &= \frac{1942}{2124} \times 100\% \\ &= 91,43\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Sensitivitas} &= \sum \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \\
 &= \frac{\frac{1612}{1612+43} + \frac{199}{199+95} + \frac{131}{131+40}}{3} \times 100\% \\
 &= 80,5\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Spesifitas} &= \sum \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \\
 &= \frac{\frac{362}{362+43} + \frac{1763}{1763+63} + \frac{1937}{1937+12}}{3} \times 100\% \\
 &= 95,10\%
 \end{aligned}$$

Kemudian akan dilakukan uji coba dengan $k = 5$ dan $k = 10$ dan masing-masing *hidden layer* yaitu 50, 100, 150, dan 200 dengan fungsi aktivasi sigmoid biner, bipolar, serta sin. Berikut merupakan evaluasi hasil uji coba tersebut.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Tabel 4.9 Hasil Evaluasi dengan $k = 5$

Fold	Hidden Layer	Fungsi Aktivasi	Akurasi	Spesifitas	Sensitivitas	Waktu
5	50	Sigmoid Biner	92,98	88,06	73,00	0,14
		Sigmoid Bipolar	92,47	87,41	72,25	0,16
		Sigmoid Sin	92,79	87,73	73,20	0,15
	75	Sigmoid Biner	93,16	89,28	76,53	0,17
		Sigmoid Bipolar	93,13	88,75	74,94	0,25
		Sigmoid Sin	92,85	88,35	74,12	0,19
	100	Sigmoid Biner	93,32	89,66	76,59	0,26
		Sigmoid Bipolar	93,51	89,59	77,74	0,27
		Sigmoid Sin	92,82	88,85	74,81	0,21
	150	Sigmoid Biner	93,73	90,06	78,31	0,31
		Sigmoid Bipolar	93,76	90,54	78,21	0,29
		Sigmoid Sin	93,98	90,75	79,79	0,22
200	Sigmoid Biner	93,85	90,72	79,55	0,34	
	Sigmoid Bipolar	93,98	91,28	80,21	0,36	
	Sigmoid Sin	93,88	90,81	80,38	0,38	

Pada hasil evaluasi dengan uji coba $k = 5$ dari Tabel 4.9 menunjukkan model terbaiknya dari *hidden layer* sebanyak 200 dan fungsi aktivasi sigmoid bipolar dengan rata-rata akurasi, spesifisitas, serta sensitivitas masing-masing sebesar 93.98%, 91.28% dan 80.21%. kemudian, ada juga hasil evaluasi menggunakan $k = 10$ seperti tabel di bawah ini:

Tabel 4.10 Hasil Evaluasi dengan k = 10

Fold	Hidden Layer	Fungsi Aktivasi	Akurasi	Spesifitas	Sensitivitas	Waktu
10	50	Sigmoid Biner	92,79	87,83	72,33	0,11
		Sigmoid Bipolar	92,69	87,74	73,04	0,21
		Sigmoid Sin	92,44	87,50	71,30	0,12
	75	Sigmoid Biner	93,35	88,90	75,40	0,18
		Sigmoid Bipolar	93,01	88,44	74,85	0,29
		Sigmoid Sin	93,16	88,67	74,30	0,18
	100	Sigmoid Biner	93,41	89,46	76,64	0,30
		Sigmoid Bipolar	93,57	89,45	76,97	0,33
		Sigmoid Sin	93,38	89,10	76,17	0,46
	150	Sigmoid Biner	94,17	90,87	79,57	0,53
		Sigmoid Bipolar	93,85	90,13	77,31	0,66
		Sigmoid Sin	94,01	90,22	78,60	0,57
	200	Sigmoid Biner	94,26	90,83	79,73	0,98
		Sigmoid Bipolar	94,23	91,08	79,74	0,18
		Sigmoid Sin	94,45	91,46	81,34	1,38

Dilihat dari Tabel 4.10 hasil uji coba di atas, model terbaik ditunjukkan pada *hidden layer* sebanyak 200 dengan fungsi aktivasi sigmoid sin memberikan rata-rata akurasi, spesifisitas dan sensitivitas masing-masing sebesar 94.45%, 91.46 serta 81.34%

Hasil evaluasi metode *Extreme Learning Machine* pada klasifikasi denyut jantung janin menggunakan *confusion matrix* menunjukkan model terbaiknya pada *hidden layer* 200 dengan fungsi aktivasi sigmoid sin dan model terbaik tersebut terletak

pada *fold* ke 3 dengan akurasi sebesar 97.49%, spesifitas sebesar 96.57%, dan sensitivitas sebesar 92.31%. Akurasi menggambarkan tingkat keseluruhan kebenaran klasifikasi model, sedangkan spesifitas menggambarkan kemampuan model untuk mengidentifikasi dengan benar sampel-sampel negatif dalam kelas normal dan patologi. Sensitivitas menggambarkan kemampuan model untuk mengidentifikasi dengan benar sampel-sampel positif dalam kelas normal dan patologi. Hasil ini menunjukkan bahwa model ELM memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan mampu mengklasifikasikan dengan baik sampel-sampel dalam kelas normal dan patologi.

Pada penelitian lain, [Shaji et al. \(2022\)](#) menguji coba pengaruh metode ELM dan variannya dalam membedakan kondisi Alzheimer dari daerah selektif gambar MR otak, Pengklasifikasi ELM mencapai akurasi lebih dari 90% menggunakan fungsi aktivasi sigmoid untuk kedua wilayah. Kemudian, terdapat penelitian yang menerapkan metode ELM pada data *microarray* menghasilkan akurasi terbaiknya 97,43% ([Sitohang et al., 2022](#)).

4.5. Integrasi Keilmuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan metode deteksi status kesehatan janin pada cardiotocography intrapartum. Tingkat keakuratan dalam sistem deteksi memiliki peranan yang signifikan karena mencerminkan sejauh mana kualitas sistem tersebut. Semakin tinggi tingkat keakuratan yang berhasil dicapai, maka semakin baik pula sistem deteksi yang dihasilkan. Untuk mencapai tingkat keakuratan yang optimal, penelitian ini melibatkan upaya dalam melakukan uji coba parameter untuk mengoptimalkan performa sistem deteksi. Hal ini mendapatkan inspirasi dari Q.S. Ar-

ra'd ayat 11 yang berbunyi: SAW dalam hadisnya bersabda:

لَهُ مُعَقَّبَاتٌ مِّنْ بَيْنِ يَدَيْهِ وَمِنْ خَلْفِهِ يَحْفَظُونَهُ مِنْ أَمْرِ اللَّهِ إِنَّ اللَّهَ لَا يُغَيِّرُ مَا بِقَوْمٍ حَتَّىٰ يُغَيِّرُوا مَا بِأَنْفُسِهِمْ وَإِذَا أَرَادَ اللَّهُ بِقَوْمٍ سُوءًا فَلَا مَرَدَّ لَهُ وَمَا لَهُمْ مِّنْ دُونِهِ مِنْ وَّالٍ

artinya : Baginya (manusia) ada (malaikat-malaikat) yang menyertainya secara bergiliran dari depan dan belakangnya yang menjaganya atas perintah Allah. Sesungguhnya Allah tidak mengubah keadaan suatu kaum hingga mereka mengubah apa yang ada pada diri mereka. Apabila Allah menghendaki keburukan terhadap suatu kaum, tidak ada yang dapat menolaknya, dan sekali-kali tidak ada pelindung bagi mereka selain Dia. (Q.S. Ar-Ra'd/13:11)

Dalam ayat ini mengingatkan bahwa keberhasilan dan pencapaian model terbaik tidak datang dengan sendirinya. Allah memberikan potensi dan kesempatan bagi manusia, namun upaya yang sungguh-sungguh dengan selalu selalu berusaha dalam melakukan uji coba parameter maka manfaat yang didapatkan menghasilkan model dengan tingkat akurasi optimal sehingga perubahan yang dilakukan oleh peneliti merupakan faktor penentu dalam mencapai hasil yang diinginkan. Selain itu, pasien ibu hamil juga berikhtiar dan memohon pertolongan kepada Allah Swt untuk keselamatan janin yang dikandungnya sebagaimana Hadis Abu dawud yang berbunyi:

عَنْ أَنَسِ بْنِ مَالِكٍ، عَنْ نَبِيِّ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ قَالَ: إِذَا صَلَّيْنَا أَحَدُكُمْ الصَّلَاةَ فَلْيُخَصِّصْ رَكْعَتَيْنِ بِإِحْتِرَامِهِ لِلَّهِ تَعَالَى فَإِنَّهُ إِذَا إِحْتَرَمَ رَكْعَتَيْنِ أَتَى بِرُوحٍ وَصَفِيَةٍ وَوَضَعِهِ وَقَضَاءٍ أَجَلِهِ

artinya: "Riwayat dari Anas bin Malik, dari Nabi Muhammad shallallahu 'alaihi wa sallam, beliau bersabda, Apabila salah seorang di antara kalian

melaksanakan shalat, hendaknya dia mengkhususkan dua rakaat dengan menyucikan niatnya hanya untuk Allah Ta'ala, karena apabila dia mengkhususkan dua rakaat dengan menghormati-Nya, maka sungguh, akan datang ruh (roh janin) dan kedatangannya, kelahirannya, serta penentuan ajalnya akan menjadi baik.” (Sunan Abu Dawud, Kitab As-Salah, Hadis no. 819)

Hadis ini mengajarkan pentingnya memberikan perhatian dan perawatan khusus kepada janin selama ibu hamil melakukan ibadah shalat. Dengan menghormati dan mengkhususkan rakaat-rakaat tersebut untuk Allah, hadis ini menyiratkan bahwa keselamatan janin dapat dipengaruhi oleh ibadah yang dilakukan dengan penuh kehormatan dan khusyu’.

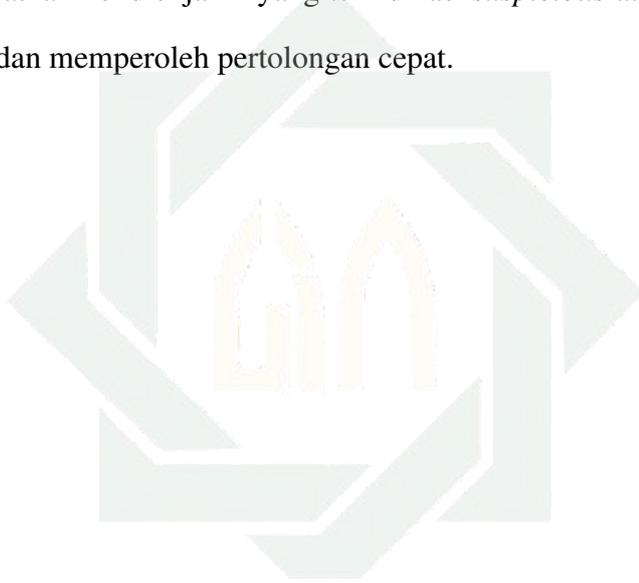
Berikhtiar dalam menjalankan shalat dapat mencerminkan komitmen dan kesungguhan dalam menjaga kesehatan janin. Dengan memberikan perhatian khusus dan melakukan tindakan pencegahan yang diperlukan, kita dapat mencegah kelainan yang mungkin terjadi pada janin. Dengan demikian, hubungan antara hadis tersebut dengan tujuan deteksi kesehatan janin adalah dalam upaya mencegah kelainan dan menjaga kesehatan janin melalui kesungguhan dalam menjalankan perawatan dan tindakan pencegahan yang diperlukan. Hal ini sesuai dengan kaidah fiqih yang berbunyi:

الْأُمُورُ بِمَقْاصِدِهَا

Artinya: “Segala sesuatu tergantung pada niatnya”

Jika seseorang dengan tulus berusaha untuk menyembuhkan janinnya tanpa pernah putus asa, dan mengandalkan Allah dengan penuh keyakinan, maka Allah akan

menyembuhkan penyakit yang dialami oleh janin tersebut. Dengan adanya model terbaik terhadap sistem deteksi kesehatan janin, tenaga medis dapat implementasikan model tersebut ke dalam sistem keputusan pada beberapa pasien ibu hamil dengan waktu yang singkat sehingga pasien yang terindikasi patologis dapat segera ditangani. Dari model ini juga memiliki tingkat akurasi terbaiknya diperoleh sebesar 90.6% dengan pembagian data menggunakan *k-fold* 10 dengan jumlah *hidden layer* sebanyak 200 saat menggunakan fungsi aktivasi sigmoid sin. Oleh karena itu, model ini sebagai upaya dalam menyelamatkan kondisi janin yang terindikasi *suspicious* atau *pathologic* untuk segera ditangani dan memperoleh pertolongan cepat.



UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang didapatkan dari implementasi metode *Extreme Learning Machine* (ELM) pada Status Kesehatan Janin pada alat CTG, dapat disimpulkan bahwa:

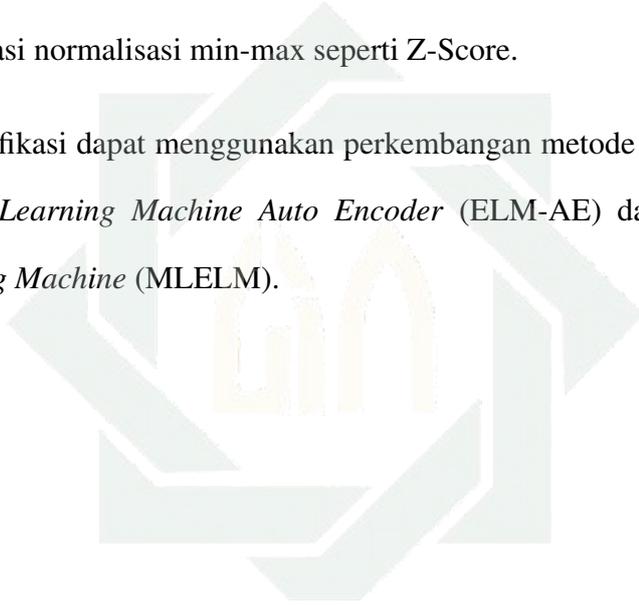
1. Pada klasifikasi data CTG dengan menggunakan metode *Extreme Learning Machine* dilakukan beberapa uji coba dengan pembagian data menggunakan *k-fold cross validation* $k = 5$ dan $k=10$ serta berbagai parameter fungsi aktivasi sigmoid seperti biner, bipolar dan sin. lalu ada *hidden layer* sebanyak 50, 100, 150 dan 200. Masing-masing memberikan hasil terbaiknya pada ujicoba $k = 5$ pada fungsi aktivasi bipolar dengan *hidden layer* sebanyak 200 menghasilkan rata-rata akurasi, spesifisitas dan sensitivitas terbaik sebesar 93,06%, 91.28% dan 80.21% dengan waktu 0.26% detik. Kemudian, pada $k = 10$ dengan *hidden layer* sebanyak 200 dan fungsi aktivasi sin menghasilkan rata-rata akurasi, spesifisitas dan sensitivitas terbaiknya sebesar 94,45%, 91.46% serta 81.34% dalam waktu 1.38 detik.
2. ELM merupakan metode yang mampu mengklasifikasikan Status kesehatan Janin pada CTG dengan baik dan cepat. Hal ini ditunjukkan oleh model terbaik pada uji coba $k=10$, fungsi aktivasi sin dan *hidden layer* sebesar 200. Model ini

menghasilkan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang sangat baik yakni masing-masing 94,45%, 91.46% serta 81.34% dalam waktu 1.38 detik.

5.2. Saran

Terdapat beberapa saran yang dapat dilakukan untuk penelitian selanjutnya yaitu:

1. Pada proses normalisasi data dapat membandingkan metode lainnya dengan metode normalisasi normalisasi min-max seperti Z-Score.
2. Pada proses klasifikasi dapat menggunakan perkembangan metode ELM lainnya seperti *Extreme Learning Machine Auto Encoder* (ELM-AE) dan *Multilayer Extreme Learning Machine* (MLELM).



UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

DAFTAR PUSTAKA

- Afridi, R., Iqbal, Z., Khan, M., Ahmad, A., and Naseem, R. (2019). Fetal Heart Rate Classification and Comparative Analysis Using Cardiotocography Data and Known Classifiers. *International Journal of Grid and Distributed Computing*, 12(1):31–42.
- Al Shalabi, L., Shaaban, Z., and Kasasbeh, B. (2006). Data mining: A preprocessing engine. *Journal of Computer Science*, 2(9):735–739.
- Aminikhanghahi, S., Shin, S., Wang, W., Jeon, S. I., and Son, S. H. (2017). A new fuzzy Gaussian mixture model (FGMM) based algorithm for mammography tumor image classification. *Multimedia Tools and Applications*, 76:10191–10205.
- Arie, G. (2023). Pengantar sistem informasi kesehatan.
- Ayres-De-Campos, D. and Arulkumaran, S. (2015). FIGO consensus guidelines on intrapartum fetal monitoring: Introduction. *International Journal of Gynecology and Obstetrics*, 131(1):3–4.
- Aziz, S., Youssef, F., et al. (2018). Traffic sign recognition based on multi-feature fusion and elm classifier. *Procedia Computer Science*, 127:146–153.
- Baron, G. and Stańczyk, U. (2021). Standard vs. non-standard cross-validation: Evaluation of performance in a space with structured distribution of datapoints. *Procedia Computer Science*, 192:1245–1254.

- Chandrahara, E. and Arulkumaran, S. (2007). Prevention of birth asphyxia: responding appropriately to cardiotocograph (ctg) traces. *Best Practice & Research Clinical Obstetrics & Gynaecology*, 21(4):609–624.
- Chy, T. S. and Anisur Rahaman, M. (2019). A comparative analysis by knn, svm & elm classification to detect sickle cell anemia. pages 455–459.
- De-Campos, D. A., Bernades, J., Garrido, A., De-Sa, J. M., and Leite, L. P. (2020). Dataset Cardiotocography. <https://www.kaggle.com/datasets/andrewmvd/fetal-health-classification>.
- Dian, J. (2021). Sistem Monitoring Detak Jantung Untuk Mendeteksi Tingkat Kesehatan Jantung Berbasis Internet Of Things Menggunakan Android. *JUPITER (Jurnal Penelitian Ilmu dan Teknologi Komputer)*, 13(2):69–75.
- Ekengård, F. (2022). Impaired validity of the new FIGO and Swedish CTG classification templates to identify fetal acidosis in the first stage of labor. *The journal of maternal-fetal & neonatal medicine : the official journal of the European Association of Perinatal Medicine, the Federation of Asia and Oceania Perinatal Societies, the International Society of Perinatal Obstetricians*, 35(25):4853–4860.
- Grivell, R. M., Alfirevic, Zarko, G. G. M., and Devane, D. (2015). Antenatal cardiotocography for fetal assessment. *Cochrane Database of Systematic Reviews*, 2015(9):1–39.
- guo Zhao, X., Wang, G., Bi, X., Gong, P., and Zhao, Y. (2011). XML document classification based on ELM. *Neurocomputing*, 74(16):2444–2451.

- Hatini, E. E. et al. (2019). *Asuhan Kebidanan Kehamilan*. Wineka Media.
- Huang, Guang Bin, D. X. Z. H. (2010). Optimization method based extreme learning machine for classification. *Neurocomputing*, 74(1-3):155–163.
- Irawan, D. P. D., Cholisoddin, I., and Santoso, E. (2018). Klasifikasi risiko gagal ginjal kronis menggunakan extreme learning machine. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(11):5220–5228.
- Iskandar, S. (2021). Upaya Peningkatan Pelayanan Kesehatan Pada Ibu Hamil Di Masa Pandemi Covid-19. *Jurnal Pengabdian Masyarakat Bumi Raflisia*, 4(1):461–468.
- Kusnadi, F. N. (2021). Hubungan Tingkat Pengetahuan Tentang Anemia dengan Kejadian Anemia pada Remaja Putri. *Jurnal Medika Hutama*, 3(01 Oktober):1293–1298.
- Listiana, E. and Muslim, M. A. (2017). Penerapan Adaboost untuk Klasifikasi Support Vector Machine Guna Meningkatkan Akurasi Pada Diagnosa Chronic Kidney Disease. *Prosiding SNATIF*, (2015):875–881.
- Ma, R., Karimzadeh, M., Ghabussi, A., Zandi, Y., Baharom, S., Selmi, A., and Maureira-Carsalade, N. (2021). Assessment of composite beam performance using gwo–elm metaheuristic algorithm. *Engineering with Computers*, pages 1–17.
- Marini, Tambunan, H. S., Siregar, Z. A., Windarto, A. P., and Rizki, F. (2022). Penerapan Data Mining Klasifikasi Gizi Bayi Dengan Algoritma Decision Tree C4.5. *ZAHRA Buletin Big Data*, 1(2):88–96.

- Milosevic, M., Jovanovic, Z., and Jankovic, D. (2017). A comparison of methods for three-class mammograms classification. *Technology and Health Care*, 25(4):657–670.
- Nandipati, S. C. (2020). Hepatitis C Virus (HCV) Prediction by Machine Learning Techniques. *Applications of Modelling and Simulation*, 4(0):89–100.
- Noben, L., Lempersz, C., van den Heuvel, E. R., Zhan, Z., Vandenbussche, F. P., Coumans, A. B., Haak, M. C., Vullings, R., Oei, S. G., Clur, S. A., and van Laar, J. O. (2022). The electrical heart axis in fetuses with congenital heart disease, measured with noninvasive fetal electrocardiography. *PLoS ONE*, 17(10 October):65.
- Parer, J. et al. (1984). Experimental studies of fetal asphyxia and fetal heart rate interpretation. In *Research in perinatal medicine*, page 113. Perinatology Press, Ithaca, New York.
- Patro, S. and Sahu, K. K. (2015). Normalization: A preprocessing stage. *arXiv preprint arXiv:1503.06462*.
- Pourhomayoun, Mohammad, S. M. (2021). Predicting mortality risk in patients with covid-19 using machine learning to help medical decision-making. *Smart Health*, 20:100178.
- Qudriani, H. (2017). Persepsi Ibu Hamil Tentang Kehamilan Resiko Tinggi Dengan Kepatuhan Melakukan Antenatal Care Di Desa Begawat Kecamatan Bumijawa Kabupaten Tegal Tahun 2016. *Persepsi Ibu Hamil Tentang Kehamilan Resiko Tinggi Di Desa Begawat Kecamatan Bumijawa Kabupaten Tegal Tahun 2016*, 2:197–202.

- Qurniasih, Nila, P. (2022). Peningkatan Pengetahuan Mahasiswa Bidan Terhadap Deteksi Dini Komplikasi Resiko Infeksi Torch pada Kehamilan. *Indonesia Berdaya*, 3(4):759–770.
- Rahmah, Z. (2017). Malaria Pada Kehamilan Dan Konsekuensinya Pada Ibu Dan Janin. *Journal of Islamic Medicine*, 1(1):30–43.
- Rajpal, S., Agarwal, M., Rajpal, A., Lakhyani, N., Saggarr, A., and Kumar, N. (2022). Cov-elm classifier: an extreme learning machine based identification of covid-19 using chest x-ray images. *Intelligent Decision Technologies*, 16(1):193–203.
- Ramdhani, Y. (2018). Penerapan Algoritma Neural Network Untuk Klasifikasi Kardiotokografi. *Jurnal Informatika*, 5(1):43–49.
- Ricciardi, C. (2023). Detection of Suspicious Cardiotocographic Recordings by Means of a Machine Learning Classifier. *Bioengineering*, 10(2).
- Rima Melati, R. (2012). Hubungan Dukungan Sosial Suami Dengan Motivasi Dalam Menjaga Kesehatan Selama Kehamilan. *Jurnal Psikologi UIN Sultan Syarif Kasim Riau*, 8(Desember):111–118.
- Sevani, Nina, H. I. J. W. (2019). Feature selection based on f-score for enhancing CTG data classification. *Proceedings: CYBERNETICSCOM 2019 - 2019 IEEE International Conference on Cybernetics and Computational Intelligence: Towards a Smart and Human-Centered Cyber World*, pages 18–22.
- Shaji, S., Ronickom, J. F. A., Ramaniharan, A. K., and Swaminathan, R. (2022). Study on the effect of extreme learning machine and its variants in differentiating

- alzheimer conditions from selective regions of brain mr images. *Expert Systems with Applications*, 209:118250.
- Sitohang, I., Saragih, T. H., Kartini, D., Nugroho, R. A., and Faisal, M. R. (2022). Implementasi smote dan extreme learning machines pada klasifikasi dataset microarray. *Jurnal Informatika Polinema*, 8(4):9–16.
- Spilka, J., Chudek, V., Jank, P., Hruban, L., Bursa, M., Huptych, M., Zach, L., and Lhotska, L. (2014). Analysis of obstetricians decision making on ctg recordings. *Journal of biomedical informatics*, 51:72–79.
- Suparman, E. and Suryawan, A. (2004). Malaria pada kehamilan. *Maranatha Journal of Medicine and Health*, 4(1):148312.
- Surantha, Nico, L. T. F. I. S. M. (2021). Sleep stage classification using extreme learning machine and particle swarm optimization for healthcare big data. *Journal of Big Data*, 8(1).
- Talaulikar, Vikram Sinai, A. S. (2019). Fetal monitoring during labour. *Oxford Textbook of Obstetrics and Gynaecology*, page 339.
- Taylor, M. B., Lee, W., Miller, J., Wentzlaff, D., Bratt, I., Greenwald, B., Hoffmann, H., Johnson, P., Kim, J., Psota, J., et al. (2004). Evaluation of the raw microprocessor: An exposed-wire-delay architecture for ilp and streams. *ACM SIGARCH Computer Architecture News*, 32(2):2.
- Thurlwell, Z. and Heazell, A. (2022). Antenatal, peripartum and intrapartum assessment of the fetus. *Anaesthesia and Intensive Care Medicine*, 23(8):437–442.

- Wang, J., Lu, S., Wang, S.-H., and Zhang, Y.-D. (2022). A review on extreme learning machine. *Multimedia Tools and Applications*, 81(29):41611–41660.
- Wicaksana, A. S., Setiawan, B. D., and Dewi, C. (2019). Klasifikasi penempatan siswa di sekolah menengah atas menggunakan metode extreme learning machine.
- Widiawati, I., Resmana, R., and Novita, S. (2022a). *Gerakan Janin dan Desain Metode Pemantauan Berbasis Ni fECG*. books.google.com.
- Widiawati, I., Resmana, R., and Novita, S. (2022b). *Gerakan Janin dan Desain Metode Pemantauan Berbasis Ni fECG*. Penerbit NEM.
- Wirtaningsih, S. (2022). Perbedaan Saturasi Oksigen Dan Denyut Jantung Bayi Sebelum Dan Sesudah Diberikan Posisi Semipronasi Dengan Nesting Pada Bayi Berat Lahir Rendah Di Rsud Kabupaten Temanggung. *Journal of Holistics and Health Sciences*, 4(2):270–281.
- Wong, T.-T. and Yeh, P.-Y. (2019). Reliable accuracy estimates from k-fold cross validation. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 32(8):1586–1594.
- Zahra, Rabaab, B. J. K. and Sales, Jill, L. D. R. (2007). Proofreading and secondary structure processing determine the orientation dependence of CAG·CTG trinucleotide repeat instability in Escherichia coli. *Genetics*, 176(1):27–41.
- Zhu, C., Zou, B., Zhao, R., Cui, J., Duan, X., Chen, Z., and Liang, Y. (2017). Retinal vessel segmentation in colour fundus images using Extreme Learning Machine. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 55:68–77.