

Gangguan Hipertensi Kehamilan: Klasifikasi Fetal Doppler Berbasis Kurtosis Sinyal USG

Rayan Chaaban 1, Walaa Issa 1, Ayache Bouakaz 2, Amira J. Zaylaa^{1,3,4*}

¹ Departemen Teknik Biomedis, Universitas Internasional Beirut, Beirut, Lebanon

² Laboratorium Pencitraan dan Otak, Université Franoise Rabelais de Tours, Tours,

³ Pusat Penelitian Neuroscience Prancis, Fakultas Ilmu Kedokteran, Universitas Lebanon,

⁴ Fakultas Kesehatan Masyarakat Lebanon-V, Universitas Lebanon, Lebanon

* Penulis Koresponden, amira.zaylaa@ul.edu.lb

Abstrak—Hypertensive Disorders of Pregnancy (HDP), sekelompok kondisi medis yang terjadi selama kehamilan, memiliki implikasi luas pada kemajuan normal 17% kehamilan, yang menyebabkan morbiditas dan mortalitas ibu dan perinatal. Salah satu komplikasi HDP adalah Intrauterine Growth Restriction (IUGR). IUGR mengubah perilaku fitur apa pun yang diekstrak dari Detak Jantung Janin (FHR). Fitur-fitur ini jika dipilih dengan baik meningkatkan klasifikasi IUGR. Namun, pilihan fitur bergantung pada apakah itu linier atau nonlinier. Juga, algoritma klasifikasi seperti, K-Means dan Support Vector Machine (SVM) yang digunakan untuk memprediksi dan mengklasifikasikan sinyal biomedis tidak optimal, dan algoritma klasifikasi terbaik belum ditetapkan. Tujuan kami adalah untuk mengusulkan kombinasi fitur berbasis kurtosis baru dan mengeksplorasi efeknya pada klasifikasi HDP dan IUGR dari Doppler Ultrasound FHRs. Fitur yang diekstraksi dari FHR dimasukkan ke dalam algoritma klasifikasi K-means dan SVM. Database terdiri dari 50 FHR normal dan 50 IUGR. Hasil penelitian menunjukkan bahwa fitur terbaik yang diekstraksi adalah berdasarkan kurtosis, dan metode klasifikasi terbaik adalah SVM. Hasil kombinasi terbaik adalah 67% sensitif, 100% spesifik dan 100% presisi untuk klasifikasi dan deteksi IUGR dan HDP. Studi lebih lanjut di masa depan dapat menguji kombinasi fitur tambahan dan metode berbasis klasifikasi lainnya untuk memprediksi IUGR dan HDP.

Isilah Indeks—Gangguan Hipertensi Kehamilan, Pembatasan Pertumbuhan Intrauterin, Fitur Entropi, Kurtosis, pengelompokan K-means, Algoritma Mesin Vektor Dukungan, Analisis Statistik.

I. PENDAHULUAN

Gangguan Hipertensi Kehamilan (HDP), juga dikenal sebagai gangguan hipertensi ibu, adalah komplikasi kesehatan kritis yang dihadapi ibu hamil dan bayinya [1].

Komplikasi tersebut mempengaruhi perkembangan normal 17% dari kehamilan [2], yang mengarah ke Preeclampsia (PE). Awal-awal dari PE umumnya terkait dengan Pembatasan Pertumbuhan Intrauterine (IUGR), uterus abnormal, dan bentuk gelombang Doppler arteri umbilikalis [3]. Dengan demikian, IUGR adalah salah satu tanda dan akibat utama dari HDP, juga dikenal sebagai Fetal Growth Restriction (FGR), pertumbuhan janin yang buruk saat berada di dalam rahim ibu selama kehamilan [4]. IUGR adalah penurunan laju pertumbuhan janin dibandingkan dengan laju pertumbuhan normal.

Banyak penelitian telah dilakukan tentang ekstraksi fitur dari Fetal Heart Rates (FHRs), khususnya penggunaan non

fitur linier, seperti entropi untuk membedakan FHR [5], [6], [7], [8], [9].

Sebuah studi yang diterbitkan oleh Zaylaa et al, berfokus pada penggunaan Recurrence Plots untuk mempromosikan diskriminasi antara janin normal dan IUGR. Tingkat entropi dan kekambuhan dihitung, dan sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi parameter kuantifikasi kekambuhan diukur relatif terhadap diskriminasi janin IUGR [9].

Studi lain yang diterbitkan oleh Zaylaa et al. menyediakan fitur entropi kesamaan fuzzy N-order dan maksimum untuk meningkatkan diskriminasi sinyal FHR [7]. Zaylaa dkk. awalnya berfokus pada pengoptimalan parameter pengaturan untuk fitur entropi, dan membuktikan bahwa menguntungkan untuk menggunakan entropi kesamaan urutan n dibandingkan entropi kesamaan biasa [7].

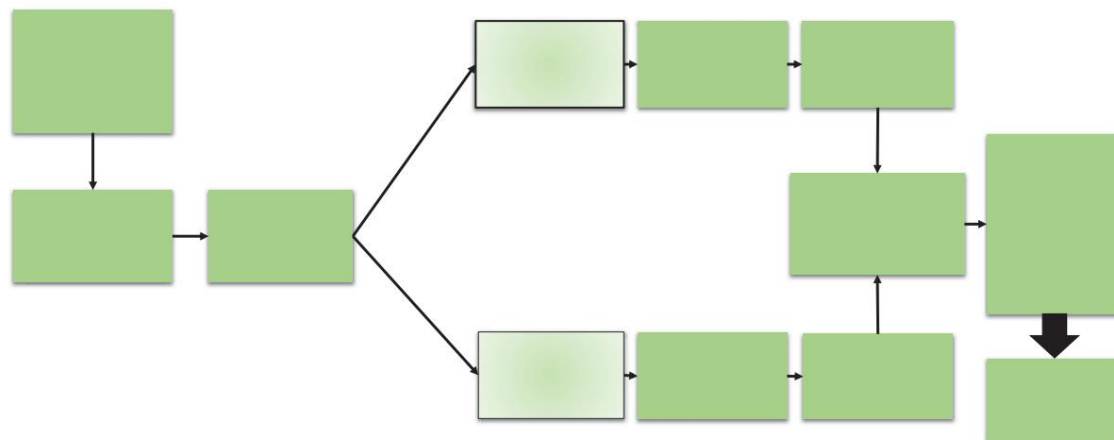
Studi lain, mengeksplorasi kaskade entropi nonlinier berbasis kernel untuk membedakan FHR [10]. Zaylaa dkk. mempresentasikan evaluasi statistik daya diskriminasi setiap parameter melalui statistik uji-t berpasangan dan penyebaran distribusi [10]. Namun, itu hanya diterapkan pada sinyal otak.

Karena FHR tidak hanya dieksplorasi menggunakan teori kompleksitas [6], [11], [12] atau melalui pembelajaran mesin dan klasifikasi. Baru-baru ini, sebuah studi penting mengekstrak fitur kurtosis dari sinyal jantung dan menggunakan pendekatan klasifikasi untuk mendeteksi patologi [13]. Namun, sesuai tinjauan menyeluruh kami, kurtosis belum diterapkan pada FHR.

Pada dasarnya tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan HDP melalui kurtosis yang diekstrak dari informasi Fetal Doppler Ultrasound. Database terdiri dari lima puluh kehamilan normal/FHR dan lima puluh kehamilan IUGR/janin IUGR. IUGR dieksplorasi di antara serangkaian patologi untuk mengurangi hasilnya pada populasi. FHR yang direkam dikumpulkan pada trimester ketiga, untuk menemukan tanda tangan dan untuk membuka jalan bagi diagnosis IUGR yang layak dan dini terkait dengan HDP.

Tujuannya juga untuk mengimplementasikan dan menguji algoritma K-means dan SVM pada fitur FHR. Ini termasuk mengekstraksi beberapa fitur berbasis kurtosis dan fitur berbasis waktu klasik, seperti Sample Entropy (SampEn) dan Fuzzy Entropy (FuzzyEn), dari sinyal. Selain itu, memilih kombinasi fitur baru, melatih dan menguji algoritme untuk klasifikasi.

Makalah ini disusun sebagai berikut. Bagian I menyediakan



Gambar 1. Kerangka Keseluruhan Studi Penyakit Hipertensi Kehamilan (HDP) dan Intrauterine Growth Restriction Fetal Heart Rates (IUGR-FHRs) Menggunakan Algoritma Kurtosis-based K-means dan Support Vector Machine (SVM).

tinjauan literatur dan tujuan. Bagian II menyajikan bahan-bahan yang digunakan untuk merekam FHR dan perangkat lunak pengolah. Bagian III menampilkan fitur klasik, kombinasi baru dari fitur berbasis kurtosis dan metode klasifikasi yang diilustrasikan dalam diagram blok pada Gambar. 1. Diagram blok menampilkan langkah ekstraksi fitur yang diikuti oleh algoritma klasifikasi yang diterapkan pada FHR. Bagian IV menunjukkan kasus hasil yang diperoleh. Bagian V memberikan pembahasan dan kesimpulan, dan bagian VI memberikan langkah-langkah ke depan.

II. BAHAN

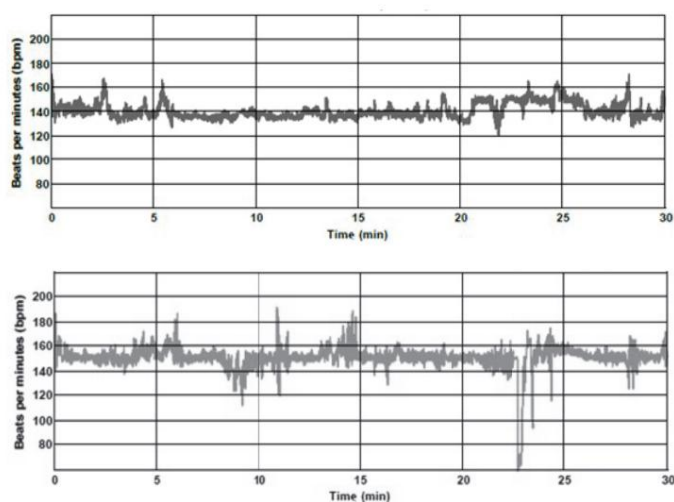
Teknologi Multi-channel Doppler Ultrasound (MC DUS) digunakan untuk merekam FHR melalui Mindray Ultrasound (Mindray North America's Diagnostic Instruments, Inc.). Protokol reguler diterapkan untuk ekstraksi FHR [6].

Mindray's Ultrasound (AS) adalah perangkat seluler yang terdiri dari tiga kelompok transduser, setelah beberapa langkah pemrosesan, FHR bersih sehat dan IUGR yang diekstrak ditampilkan di layar monitor seperti yang ditunjukkan pada Gambar. 2 (a) dan (b), dan diselamatkan. Selain itu, pemrosesan dilakukan pada MATLAB (R2018a, US).

AKU AKU AKU. EKSTRAKSI FITUR DAN ALGORITMA KLASIFIKASI SINYAL

Setelah memuat FHR, kami mengekstraksi beberapa fitur, lalu menerapkan teknik klasifikasi. Fitur yang diekstraksi dimaksudkan untuk meminimalkan hilangnya informasi penting yang tertanam dalam sinyal. Bagian barunya adalah mengekstraksi kombinasi fitur berbasis kurtosis dari FHR, memasukkannya ke k berarti dan SVM, dan mengevaluasi hasilnya secara statistik.

Fitur yang terlibat termasuk kurtosis dan entropi. Entropi, yang mengukur ketidakpastian suatu sistem, dapat dihitung dengan berbagai cara termasuk Entropi Sampel (SampEn), Entropi Multi-Skala atau Entropi Costa (CostaEn), FuzzyEn, Entropi Bersyarat (CondEn) dan Entropi Permutasi Multi-skala (MS-Permen).



Gambar 2: Sinyal Detak Jantung Janin Nyata. (a) Detak Jantung Janin yang Sehat (HFHR). (b) Denyut Jantung Janin Terbatas Pertumbuhan Intrauterin (IUGR-FHR).

A. Sampel Entropi

SampEn mengukur kesamaan dan mengecualikan pencocokan mandiri dari sinyal. Itu diberikan oleh:

$$\text{SampEn}(mr) = \frac{\ln A_m(r)}{B_m(r)}, \quad (1)$$

di mana A adalah jumlah pasangan kecocokan lengkap dengan panjang $m+1$ (m menjadi dimensi penyematan) yang ditempatkan dalam ambang batas yang telah ditentukan $r = 0,2\text{std}(\text{sinyal})$ dan B adalah jumlah pasangan kecocokan putus dengan panjang m yang ditempatkan di dalam 'r' [6].

B. Entropi Multiskala atau Entropi Costa

MS-En atau CostaEn mengkuantifikasi kompleksitas sinyal dengan menghitung SampEn pada rentang skala, yaitu menggunakan prosedur kasar untuk menghilangkan skala temporal yang cepat. Deret waktu baru $y(\tilde{y})$ diperoleh dengan menggunakan rumus berikut:

TABEL I: Pemilihan Set Fitur yang Diekstraksi untuk Klasifikasi HDP dan IUGR.

Fitur	CostaEn	SampEn	Kurtosis	Konden	FuzzyEn MS-Permen
Set I	+	+	-	-	-
Set II	-	-	+	+	+
Set III	-	-	+	+	+

$$1 \ y(\ddot{y}) = - \sum_{i=(\ddot{y}1)\ddot{y}+1}^{\ddot{y}} x(i), \ddot{y} \quad (2)$$

di mana \ddot{y} adalah faktor skala dan untuk $1 \leq \ddot{y} \leq N/\ddot{y}$. Panjang setiap deret waktu berbutir kasar adalah N/\ddot{y} . SampEn yang disediakan di bagian A kemudian dihitung sambil memvariasikan \ddot{y} [6].

C. Entropi Fuzzy

FuzzyEn mengukur jumlah informasi fuzzy yang dipilih dari himpunan fuzzy 'C' menggunakan fungsi keanggotaan, dimana terdapat n fungsi keanggotaan $\ddot{y}C$. Asumsikan bahwa C adalah himpunan fuzzy pada wacana $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, vektor keanggotaan C adalah $ci = \ddot{y}(ui) \ddot{y} [0, 1]$. FuzzyEn didasarkan pada jarak C [6]: 2

$$HF \ uzzzyEn(C) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |ci \ddot{y} \ddot{y}(ui)|. \quad (3)$$

di mana n adalah panjang sinyal. Hasilnya dianalisis sebagai berikut [6]: • Jika C adalah himpunan tegas ($ci = 0$ atau 1), maka $H(C)=0$; •

Jika $ci =$

$$\frac{1}{2} \ddot{y}i, H(C) \text{ yaitu } H(C)=1.$$

D. Conden Entropy

Bersyarat mengkuantifikasi jumlah informasi yang diperlukan untuk menggambarkan hasil dari sinyal diskrit dan acak Y yang diberi sinyal lain X [14]. Entropi Y yang dikondisikan pada X ditulis sebagai $H(Y/X)$. Jika $H(Y/X = x)$, CondEn didefinisikan oleh [14]:

$$HKonden = \frac{P(x)H(Y)}{\sum_{x \in X} P(x)H(Y)} = x. \quad (4)$$

di mana $P(x)$ adalah fungsi probabilitas dari x .

E. Multi-scale Permutation Entropy

Algoritma PermEn membagi data menjadi pola n -tuple yang tumpang tindih, di mana n adalah dimensi embedding. Setiap n -tuple kemudian diurutkan dalam urutan menaik, yang menghasilkan tipe permutasi \ddot{y} sesuai dengan urutan data yang diurutkan. Untuk sinyal x_0, \dots, x_{N-1} PermEn(n) dihitung sebagai berikut:

$$P \text{ ermEn}(n) = \frac{1}{n!} \sum_{\ddot{y}} P(\ddot{y}i) \log P(\ddot{y}i), \quad (5)$$

di mana $P(\ddot{y}i)$ adalah jumlah kejadian. PermEn(n) berkisar dari 0 hingga $\log(n!)$, dengan 0 menunjukkan deret yang meningkat atau menurun secara monoton (sangat teratur), dan $\log(n!)$ menunjukkan deret yang benar-benar acak [15]. MS-PermEn adalah PermEn yang diterapkan pada sinyal berbutir kasar.

F. Kurtosis

Kurtosis adalah ukuran ketebalan atau berat ekor distribusi sinyal, dan ukuran "ekor" distribusi probabilitas [13]. Kurtosis adalah

deskriptor bentuk distribusi probabilitas. Ada berbagai interpretasi tentang tingkat kelebihan kurtosis:

- rendah untuk distribusi frekuensi datar
- tinggi untuk distribusi frekuensi puncak [13].

Kurtosis yang lebih tinggi adalah hasil dari penyimpangan ekstrem yang jarang terjadi dibandingkan dengan penyimpangan berukuran sedang yang sering terjadi.

Kelebihan kurtosis diberikan oleh:

$$Kurt(Y) \ddot{y} 3 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{1}{\ddot{y}2j} x^{\ddot{y}4} (Kurt(Xi) \ddot{y} 3). \quad (6)$$

di mana $\ddot{y}i$ standar deviasi Xi , Y adalah sinyal acak yang ditentukan oleh jumlah Xi (di sini sinyal FHR) dan kurt diberikan sebagai:

$Kurt(X) =$ di mana $\ddot{y}4$ adalah pangkat keempat momentum.

Dalam penelitian kami, fitur dibagi menjadi tiga set seperti yang ditunjukkan pada Tabel I. Set I, [CostaEn, SampEn], yang didasarkan pada berbagai studi analisis kompleksitas [5], [6], [7], dan keduanya Set II, [Kurtosis, CondEn, FuzzyEn], dan Set III, [Kurtosis, CondEn, MS-Permen], yang merupakan kombinasi fitur baru berbasis kurtosis.

G. Klasifikasi dan Clustering Sinyal

Masing-masing dari tiga set fitur dimasukkan ke dalam dua teknik klasifikasi, K-Means dan SVM. Pendekatan klasifikasi digunakan untuk menetapkan sinyal FHR yang berbeda ke kelompok yang berbeda, atau untuk mempartisi kumpulan data ke dalam kelompok, sehingga data di setiap subset berbagi kedekatan sifat yang sama, menurut ukuran jarak yang telah ditentukan [16]. K-means dan SVM masing-masing dianggap sebagai teknik pengelompokan yang diawasi dan tidak diawasi [16]. Langkah terakhir yang ditunjukkan pada Gambar. 1 didasarkan pada evaluasi klasifikasi dan deteksi IUGR dan dengan demikian HDP melalui sensitivitas, spesifisitas, dan ukuran presisi dalam persentase.

IV. HASIL SIMULASI

Berdasarkan fitur yang diekstrak, terdapat perbedaan hasil klasifikasi dan clustering sinyal normal dan IUGR. Persentase sensitivitas, spesifisitas dan presisi dihitung seperti pada [9], dan ditunjukkan pada Tabel II. Nilai statistik tertinggi disorot dengan huruf tebal.

Kombinasi fitur [**Kurtosis, CondEn, FuzzyEn**] adalah 100% sensitif, 38% spesifik, dan 55% tepat untuk klasifikasi dan deteksi IUGR dan HDP menggunakan metode k-means, sedangkan [**CostaEn, SampEn**] menunjukkan persentase dan signifikansi yang lebih rendah menggunakan K-means (Tabel II).

Set III adalah 100% sensitif, 75% spesifik, dan 80% presisi dalam klasifikasi FHR. Selain itu, set II dan set III adalah

TABEL II: Evaluasi Statistik Klasifikasi IUGR dan HDP melalui tiga Kombinasi Fitur yang Berbeda yang Diekstraksi dari Detak Jantung Janin Menggunakan K-means dan Support Vector Machine (SVM).

Studi	Algoritma Klasifikasi/Pengelompokan	Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)	Presisi (%)
Zaylaa et al.[6,7] dan Costa et al.[7] (Set I)	K-Means	100	33	50
	SVM	100	67	80
Kombinasi Baru (Set II)	K-Means	100	38	55
	SVM	83.3	67	83
Kombinasi Baru (Set III)	K-Means	100	75	80
	SVM	67	100	100

sangat spesifik dan tepat untuk klasifikasi dibandingkan dengan set I menggunakan algoritma SVM.

Klasifikasi IUGR dan HDP sebagian besar signifikan menggunakan kombinasi fitur berbasis kurtosis, yaitu **[Kurto sis, CondEn, MS-PermEn]** diikuti oleh fitur **[Kurtosis, CondEn, FuzzyEn]** menggunakan SVM, berlawanan dengan fitur klasik **[CostaEn, SampEn]** fitur.

V. PEMBAHASAN DAN KESIMPULAN

Hasil kami mengungkapkan bahwa jika jumlah fitur dalam SVM meningkat, spesifisitas meningkat sebesar 16,5% dan ketepatan klasifikasi meningkat sebesar 11,5% dibandingkan dengan hasil referensi yang diperoleh oleh fitur **[CostaEn, SampEn]** [5], [6] , [7], namun sensitivitasnya menurun. Penurunan sensitivitas ini mendukung temuan Al-Angari et al. [13] yang menunjukkan bahwa jenis fitur berbasis kurtosis seperti itu tidak hanya sensitif untuk mendeteksi IUGR tetapi juga sensitif terhadap penyakit jantung. Hasil kurtosis tepat (55-100%) sesuai dengan pekerjaan yang dilakukan oleh Fan dan Zuo [17].

Pekerjaan kami menunjukkan langkah-langkah penting untuk mengekstraksi fitur berbasis kurtosis, karena fitur tersebut berfungsi sebagai tanda tangan untuk perubahan status informasi FHR Ultrasound Doppler. Di antara metode klasifikasi, SVM lebih menguntungkan daripada K-means. Studi ini mengeksplorasi masalah IUGR yang disebabkan oleh HDP menggunakan klasifikasi FHRs nyata. Fitur FuzzyEn yang ada dalam literatur dan algoritma klasifikasi diimplementasikan. Hasil nyata yang diperoleh dapat berguna untuk mempromosikan klasifikasi dan mengurangi persentase dan komplikasi HDP pada kehamilan.

VI. PEKERJAAN MASA DEPAN

Studi eksplorasi kami menyertakan k-means dan SVM untuk melakukan klasifikasi IUGR dan dengan demikian HDP melalui kombinasi fitur berbasis kurtosis baru. Sebagai prospek, ada berbagai pengujian fitur dan eksperimen baru yang belum diimplementasikan.

REFERENSI

[1] L. Zhenhu, D. Xuejing, dan L. Xiaoli, Ukuran Entropi dalam Sinyal Neural. Singapura: Springer Singapore, 2016, hlm. 125–166. [On line]. Tersedia: https://doi.org/10.1007/978-981-10-1822-0_8 [2] S. Singh, EB Ahmed, and S. Constan, NICP," PMC, [Online], Sep Oktober 2014.

[3] DJ Sawchuck dan BK Wittmann, "Pre-eklampsia berganti nama dan membingkai ulang: Hipertensi intra-abdominal pada kehamilan," Hipotesis Medis, vol. 83, tidak. 5, hlm. 619 – 632, 2014. [Online]. Tersedia: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306987714002722> [4] G. Mandruzzato, A. Antsaklis, F. Botet, and et al., "Intrauterine restric tion (iugr)," Journal of Kedokteran Perinatal, vol. 36, tidak. 4, hal. 277281, 2008.

[5] S. Oudjemia, A. Zaylaa, J. Charara, and J.-M. Girault, "Entropi kesamaan delta-fuzzy untuk membedakan janin yang sehat dari yang sakit," dalam Proc. ICABME. IEEE, 2013, hlm. 1–4.

[6] A. Zaylaa, "Analisis dan ekstraksi parameter kompleksitas sinyal biomedis," Ph.D. disertasi, Franc,ois-Rabelais University of Tours, 2014.

[7] A. Zaylaa, S. Oudjemia, J. Charara, and J.-M. Girault, "n-order dan entropi kesamaan fuzzy maksimum untuk diskriminasi sinyal kompleksitas yang berbeda: Aplikasi untuk sinyal detak jantung janin," Komputer dalam biologi dan kedokteran, vol. 64, hlm. 323–333, 2015.

[8] A. Zaylaa, A. Harb, F. Khatib, Z. Nahas, dan F. Karamah, "Analisis kompleksitas entropi sinyal elektroensefalografik selama peristiwa otak pra-iktal, kejang, dan pasca-iktal," dalam Proc. ICABME, IEEE, 2015, hlm. 134–137.

[9] A. Zaylaa, J. Charara, dan J. Girault, "Diskriminasi tingkat lanjut antara janin yang sehat dan pertumbuhan intrauterin yang dibatasi oleh plot kekambuhan yang tidak bias," Teknik Lanjutan dalam Biologi dan Kedokteran, vol. 4, tidak. 2, hlm. 1–10, 2016.

[10] A. Zaylaa, S. Saleh, F. Karamah, Z. Nahas, dan A. Bouakaz, "Rangkaian entropi nonlinier dan statistik untuk membedakan detak jantung janin," dalam Ad vances in Computational Tools for Engineering Applications (ACTEA) , 2016 Konferensi Internasional ke-3 tentang. IEEE, 2016, hlm. 152–157.

[11] A. Zaylaa, J.-M. Girault, dan J. Charara, "kuantifikasi plot perulangan yang tidak bias dari sistem dinamis yang kacau dengan menghilangkan titik persinggahan," dalam Proc. ICABME. IEEE, 2013, hlm. 187–190.

[12] A. Zaylaa, J. Charara, dan J.-M. Girault, "Mengurangi poin persinggahan dari plot perulangan untuk meningkatkan deteksi transisi: Aplikasi untuk transisi detak jantung janin," Komputer dalam biologi dan kedokteran, vol. 63, hlm. 251–260, 2015.

[13] HM Al-Angari, Y. Kimura, LJ Hadjileontiadis, dan AH Khandoker, "Metode emd-kurtosis hibrid untuk memperkirakan detak jantung janin dari sinyal doppler kontinu," Perbatasan dalam fisiologi, vol. 8, hal. 641, 2017.

[14] P. Gaspard, Sistem Rossler. Ensiklopedia Ilmu Nonlinier, 2005, tidak. 808-811.

[15] FC Morabito, D. Labate, F. La Foresta, A. Bramanti, G. Morabito, dan I. Palamara, "Entropi permutasi multi-skala multivariat untuk analisis kompleksitas penyakit alzheimer eeg," Entropy, vol. 14, tidak. 7, hlm. 1186–1202, 2012.

[16] S. Al Obaidly dan A. Kurjak, "Diagnosis prenatal dari plasenta yang melekat secara tidak sehat dengan ultrasonografi 2d, doppler daya warna 3d dan pencitraan resonansi magnetik," Donald School Journal of Ultrasound dalam Obstetri dan Ginekologi, vol. 4, tidak. 2, hlm. 199–204, 2010.

[17] F. Xianfeng dan JZ Ming, "Ekstraksi fitur kesalahan mesin berdasarkan fungsi mode intrinsik," Pengukuran Sains dan Teknologi, vol. 19, tidak. 4, hal. 045105, Februari 2008. [Online]. Tersedia: <https://doi.org/10.1088%2F0957-0233%2F19%2F4%2F045105>