

Review: Analisis Fitur Deteksi Aritmia dan Metode *Deep Learning* untuk *Wearable Devices*

Ratna Lestari Budiani Buana¹, Imroatul Hudati²

Intisari—Aritmia merupakan salah satu gangguan jantung, yang mungkin tidak berbahaya dalam waktu dekat, tetapi dapat mengakibatkan abnormalitas jangka panjang. Meskipun tidak berbahaya, harus ada penanganan medis yang segera dilakukan dan perubahan *lifestyle* menjadi lebih baik. Deteksi aritmia umumnya dilakukan dengan elektrokardiograf (EKG) *long recording* menggunakan monitor Holter dan kemudian dianalisis ritmenya. Perekaman dengan Holter yang memerlukan waktu beberapa hari dapat mengganggu fisiologis pasien. Banyak penelitian telah dilakukan untuk membangun algoritme pendeteksian aritmia, dengan beragam sumber data, fitur, dan juga metode pendeteksian. Namun, permasalahan yang umum dihadapi oleh banyak peneliti adalah masalah waktu komputasi dan kompleksnya fitur yang dideteksi. Studi ini dilakukan untuk melakukan *review* terhadap penelitian yang sudah dilakukan terkait dengan penggunaan data, fitur, dan juga metode *deep learning* yang dapat menyelesaikan masalah waktu komputasi dan memungkinkan implementasi pada *wearable devices*. Studi diawali dengan pencarian literatur terkait, kemudian melihat basis data yang digunakan untuk membangun model deteksi. Selanjutnya, *review* dilanjutkan dengan menelaah fitur EKG yang digunakan dan juga metode *deep learning* yang diimplementasikan. Dari hasil *review* yang dilakukan, data yang umum digunakan adalah data yang bersumber dari *dataset MIT-BIH*, meskipun penggunaan data dinilai masih perlu *pre-processing* yang cukup rumit. *Convolutional neural network* (CNN) merupakan metode yang banyak digunakan, walaupun waktu komputasi menjadi salah satu pertimbangan. Analisis yang paling tepat untuk pendeteksian gangguan ritme dan memiliki waktu komputasi yang rendah adalah fitur interval sinyal EKG dengan analisis di domain waktu. Fitur tersebut nantinya akan digunakan sebagai masukan *deep learning*. Dengan begitu, waktu komputasi akan dapat banyak dikurangi, terutama ketika diterapkan pada *wearable devices*.

Kata Kunci—*Arrhythmia Detection, ECG Features, Deep Learning, Wearable Devices, Basis Data MIT-BIH, RR Interval.*

I. PENDAHULUAN

Jantung merupakan organ tubuh yang utama pada tubuh manusia. Fungsinya yang memompa darah ke paru-paru maupun seluruh tubuh membuat perannya sangat penting untuk kestabilan tubuh manusia. Ketidaknormalan jantung dapat datang dari berbagai permasalahan, seperti ketidaknormalan struktur jantung bawaan, karena turunan, atau dapat juga karena gaya hidup (*lifestyle*) yang tidak baik, baik dari makanan, merokok, maupun ketidaktepatan dalam melakukan pekerjaan

berat maupun olahraga [1]. Penyakit jantung dikelompokkan menjadi beberapa jenis berdasarkan kerusakan atau abnormalitas yang dialami maupun penyebabnya [2], yaitu sebagai berikut.

1) *Penyakit Jantung Koroner*: Penyakit ini umumnya diakibatkan oleh gaya hidup yang tidak baik. Jantung koroner diakibatkan adanya penyumbatan karena penumpukan kolesterol pada pembuluh darah, terutama pada pembuluh darah arteri. Penyumbatan ini akan mengakibatkan kinerja jantung terganggu.

2) *Penyakit Jantung Bawaan*: Penyakit jantung bawaan umumnya dialami sejak lahir. Penyakit ini disebabkan oleh adanya ketidaknormalan struktur jantung, seperti tidak sempurnanya dinding maupun katup jantung.

3) *Aritmia*: Aritmia merupakan penyakit yang mengakibatkan ritme jantung terganggu. Banyak hal yang mengakibatkan ketidaknormalan ini, misalnya pola hidup yang tidak baik, kebiasaan berolahraga yang tidak tepat, serta kelainan genetika maupun usia.

4) *Endokarditis*: Endokarditis diakibatkan oleh terjadinya infeksi pada lapisan dalam jantung yang disebut *endocardium*. Jika tidak segera ditangani, kondisi ini dapat mengakibatkan kerusakan pada katup dan juga *stroke*.

A. Elektrokardiograf (EKG)

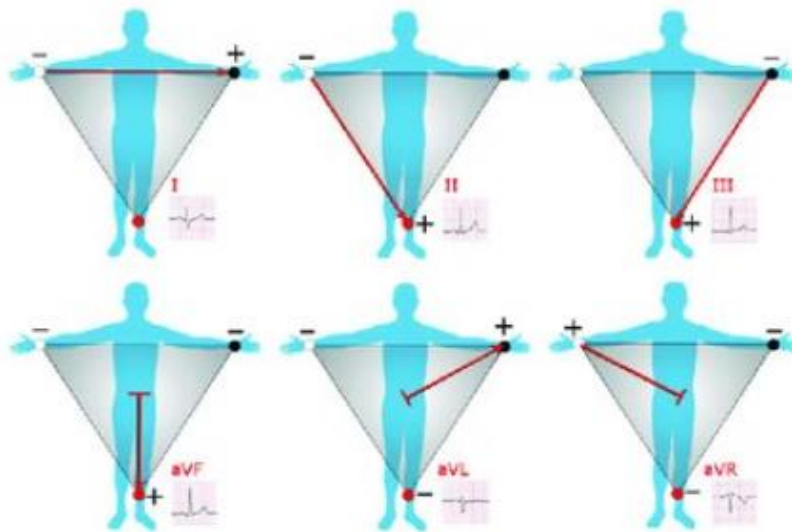
Seluruh kelainan di atas dapat dideteksi melalui rekam jantung atau disebut elektrokardiograf (EKG). EKG merupakan alat yang dapat merekam aktivitas jantung dengan meletakkan beberapa elektrode pada area *thorax*. Rekaman yang dihasilkan akan menggambarkan aktivitas jantung yang terjadi sehingga juga mampu merekam ketidaknormalan yang ada.

Sinyal EKG merupakan sinyal yang dihasilkan oleh tubuh akibat *bio-electrode* yang terjadi dalam tubuh. Sinyal EKG yang ditangkap elektrode umumnya memiliki tegangan 2 mV [3]. Oleh karena itu, diperlukan penguat dan pengondisian sinyal yang memadai agar didapatkan hasil yang informatif. Lemahnya tegangan yang dihasilkan membuat pengolahan sinyal yang dilakukan harus akurat agar menonjolkan informasi yang penting, tetapi dapat menekan derau (*noise*) yang terbawa yang kemungkinan memiliki tegangan lebih besar.

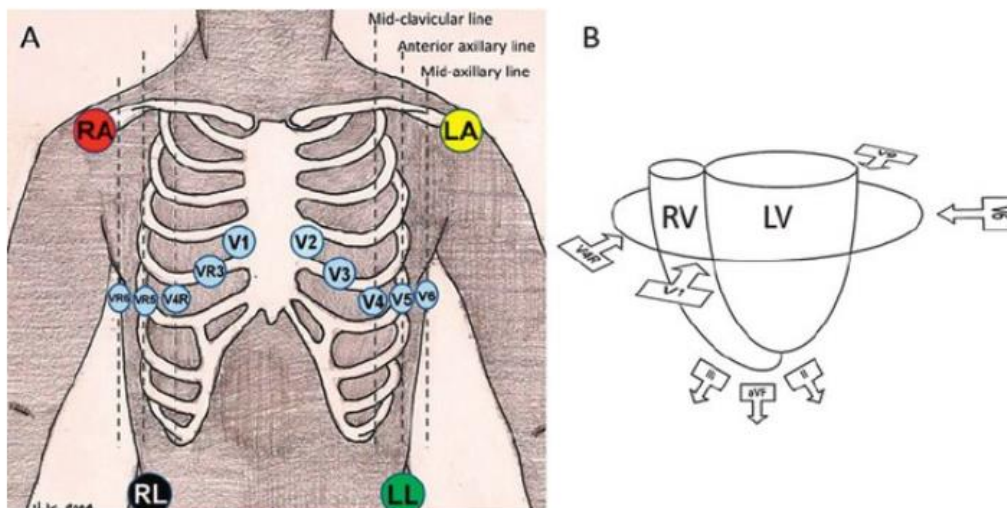
Untuk mendapatkan sinyal aktivitas jantung, diperlukan perekaman dari berbagai sisi. Seperti orang terkenal yang hendak diabadikan dari beberapa sisi, maka jantung pun diibaratkan demikian. Perekaman beberapa sisi diperlukan agar diperoleh aktivitas jantung seutuhnya sebanyak dua belas *lead*, yaitu enam *lead* pada *frontal plane* (FP), dan enam *lead* pada *horizontal plane* (HP). FP terdiri atas tiga *lead* bipolar yang disebut dengan segitiga Einthoven, yaitu sebagai berikut [4].

^{1,2} Departemen Teknik Elektro dan Informatika, Sekolah Vokasi, Universitas Gadjah Mada, Bulaksumur, 55582 Sleman, INDONESIA (tlp: 0274-541020; e-mail: ratna.lestari@ugm.ac.id, imroatul.hudati@ugm.ac.id)

[Diterima: 23 Desember 2021, Revisi: 31 Desember 2021]



Gbr. 1 Lead pada frontal plane.



Gbr. 2 Precordial leads.

1. Lead I, yaitu beda potensial antara tangan kiri (LA) dan tangan kanan (RA).
2. Lead II, yaitu beda potensial antara tangan kanan (RA) dan kaki kiri (LL).
3. Lead III, yaitu beda potensial antara tangan kiri (LA) dan kaki kiri (LL).

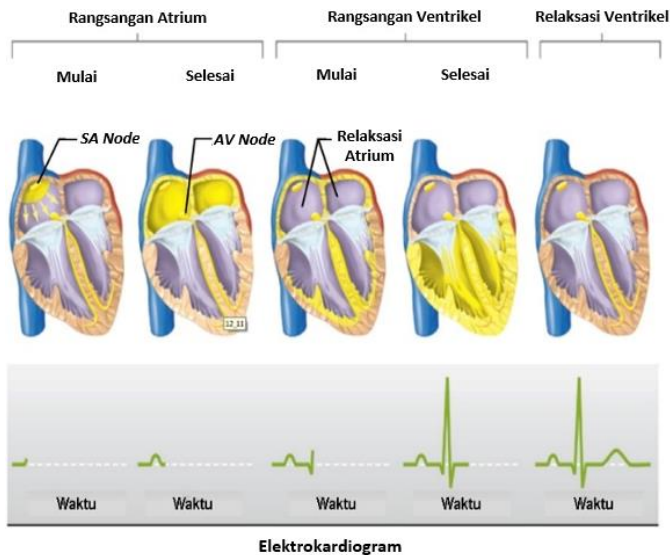
Kemudian tiga lead lainnya adalah lead monopolar, yaitu VR (bahu kanan), VF (kaki kiri), dan VL (bahu kiri). Ketiga lead ini memiliki lead positif yang merekam titik pusat jantung dan juga lead negatif yang mengukur dari pusat jantung ke arah sebaliknya, sebagaimana ditunjukkan pada Gbr. 1 [5].

Sementara itu, pada HP terdapat enam lead (precordial leads) yang juga merekam aktivitas jantung, seperti yang terlihat pada Gbr. 2 [4]. Seluruh perekaman ini nantinya akan dapat memproyeksikan kegiatan jantung dari sisi depan, sehingga EKG dapat digunakan untuk mendeteksi ketidaknormalan yang terjadi pada jantung [6].

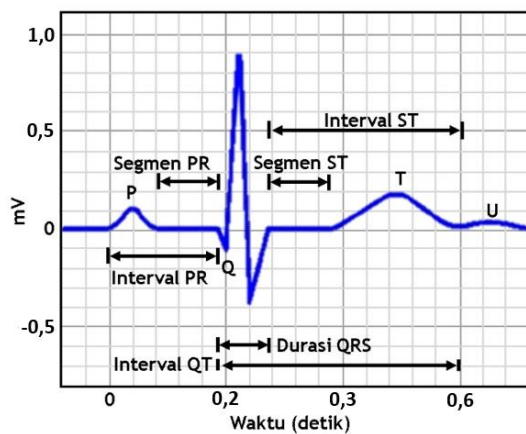
Sinyal EKG memiliki beberapa bagian yang dapat merepresentasikan aktivitas jantung, mulai dari masuknya darah ke dalam atrium sampai dengan memompanya keluar jantung menuju paru-paru maupun seluruh tubuh. Sinyal EKG terdiri atas beberapa bagian dengan lima komponen utama yang besar tegangannya berbeda-beda sesuai dengan aktivitas biopotensial yang dihasilkan oleh jantung [7].

Gbr. 3 dan Gbr. 4 [8] menjelaskan aktivitas polarisasi dan depolarisasi yang dilakukan oleh jantung sehingga menghasilkan sinyal EKG yang terdiri atas hal-hal sebagai berikut [9].

1) *Gelombang P*: Gelombang ini pada umumnya berukuran kecil, yang merupakan depolarisasi dari atrium atas respons dari sinoatrial node (SA node). Tegangan yang dihasilkan oleh gelombang ini kurang lebih sebesar 0,1 mV. Kelainan pada atrium akan menyebabkan kelainan pada gelombang ini.



Gbr. 3 Aktivitas jantung dan sinyal EKG.



Gbr. 4 Bagian sinyal EKG.

2) *Interval PR*: Interval ini merupakan garis isoelektrik yang menghubungkan gelombang P dan gelombang QRS. Gelombang ini menggambarkan aktivitas listrik dari atrium ke ventrikel, yaitu mengisi ventrikel dengan darah. Gangguan konduksi dari atrium ke ventrikel akan menyebabkan perubahan pada segmen PR.

3) *Gelombang QRS*: Gelombang kompleks QRS ialah suatu kelompok gelombang yang merupakan hasil depolarisasi ventrikel kanan dan kiri. Gelombang ini menghasilkan biopotensial sampai dengan maksimal 2,0 mV.

4) *Interval ST*: Segmen ini merupakan garis isoelektrik yang menghubungkan kompleks QRS dan gelombang T.

5) *Gelombang T*: Gelombang T merupakan potensial repolarisasi ventrikel kanan dan kiri. Tegangan yang dihasilkan sedikit lebih besar dari gelombang P, yaitu sampai 0,2 mV.

B. Aritmia

Aritmia merupakan gangguan yang terjadi pada ritme jantung. Penderita aritmia akan mengalami ritme jantung yang tidak normal, dapat lebih cepat, lebih lambat, maupun berubah-

ubah. Kondisi aritmia umum terjadi meskipun pada jantung yang sehat. Namun, jika terjadi terus-menerus atau berulang, aritmia dapat menandakan adanya masalah pada organ jantung. Aritmia dapat terjadi tanpa adanya gejala sehingga tidak disadari oleh penderitanya, tetapi dapat juga bergejala seperti pusing, cepat lelah, maupun nyeri dada [10].

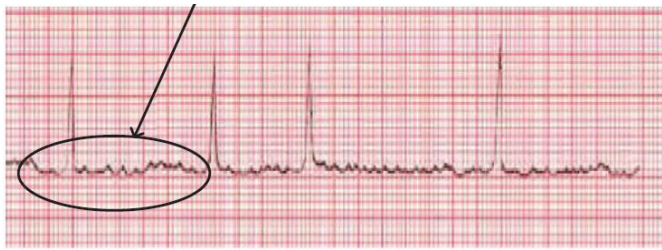
Detak jantung atau *heart rate* (HR) normal untuk orang dewasa berkisar antara 60 sampai dengan 100 detak per menit, bergantung pada aktivitas yang dijalankan. Pada atlet yang rutin melakukan latihan aktivitas fisik, detak jantung normalnya berkisar antara 40 sampai dengan 60 detak per menit [11]. Pada kondisi normal, jantung akan otomatis berdetak lebih cepat ketika beraktivitas berat, seperti berolahraga, karena memerlukan lebih banyak oksigen. Kemudian, pada kondisi beristirahat, jumlah detak per menit akan berkurang. Pada orang yang mengalami gangguan ritme jantung, kondisi ritme tidak akan terkait dengan aktivitas yang dilakukan. Perubahan ini dikaitkan dengan perubahan jaringan dan aktivitas kelistrikan di dalam jantung [12].

Aritmia juga umum diderita oleh atlet yang umumnya adalah laki-laki dan berusia muda [13]. Aktivitas atlet yang umumnya adalah kegiatan berat mengakibatkan dinding jantung lebih kuat daripada orang yang kurang berolahraga [14]. Kegiatan atlet yang berubah-ubah dengan beban aktivitas yang besar memicu ritme jantung yang tidak stabil.

Ditinjau dari sinyalnya, aritmia dapat terlihat dari ketidaknormalan HR (per menit) dalam durasi rekaman yang cukup panjang. Jika dilihat dari teori terjadinya aritmia dan juga jumlah detak yang lebih atau kurang dari normal, gelombang QRS atau puncak gelombang R akan terlihat lebih rapat ataupun lebih renggang karena ritme yang tidak normal, yang akan mengakibatkan interval RR, yaitu jarak gelombang R ke R, akan tinggi variasinya dibandingkan dengan interval RR orang sehat [15]. Terdapat beberapa jenis aritmia yang sering ditemukan, yaitu yang akan berdampak pada sinyal EKG.

1) *Atrial Fibrillation (A-Fib)*: *Atrial fibrillation (A-Fib)* adalah kondisi ketika jantung berdetak lebih cepat dan tidak teratur yang dapat mengakibatkan penggumpalan darah, kegagalan jantung, dan komplikasi lainnya. Pada kondisi normal, jantung akan berkontraksi dan relaksasi dengan ritme yang normal, tetapi pada kondisi *A-fib*, atrium tidak bekerja dengan baik untuk meneruskan ke ventrikel [16]. Akibatnya, timbul sinyal getaran yang ditangkap oleh EKG. Kondisi ini akan menyebabkan pemompaan darah tidak sempurna. Dilihat dari sinyal EKG-nya, penderita *A-fib* umumnya memiliki amplitudo gelombang P yang sangat rendah atau bahkan tidak terlihat, sebagaimana ditunjukkan pada Gbr. 5 [17].

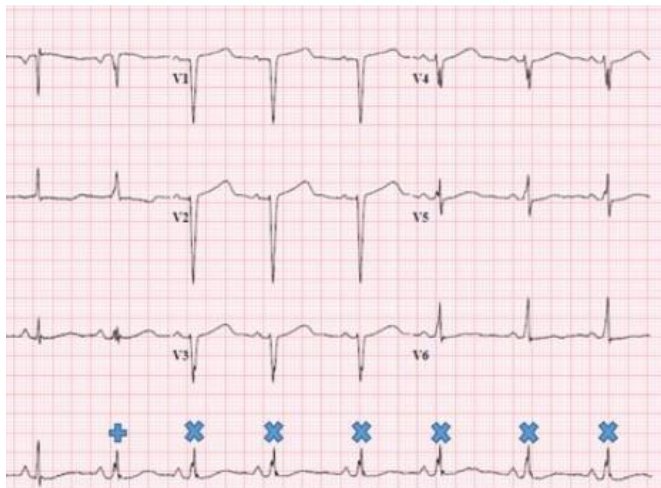
2) *Atrioventricular Block (AV Block)*: *Atrioventricular block (AV block)* atau *heart block* yaitu kondisi ketika terjadi *delay* atau gangguan pada transmisi sinyal ketika jantung mendistribusikan darah dari atrium ke ventrikel. Akibatnya, detak menjadi lambat atau terlewatkan [18]. Terdapat beberapa tipe dari *AV block*, tergantung pada keparahan dan gejala yang dialami. Jika *block* yang terjadi terhitung jarang, maka dapat digolongkan ringan. Namun, *block* yang sering terjadi dan dalam durasi yang panjang akan mengakibatkan gagal jantung



Gbr. 5 Sinyal EKG atrial fibrillation.



Gbr. 7 Sinyal EKG supraventricular tachycardia.



Gbr. 6 Sinyal EKG AV block.



Gbr. 8 Sinyal EKG bradycardia.

[19], karena ketidaknormalan listrik yang dihasilkan akan berakibat pada sinyal EKG seperti tampak pada Gbr. 6 [20]. Pada beberapa waktu, sinyal hilang dan tidak terekam oleh EKG.

3) *Supraventricular Tachycardia*: *Supraventricular Tachycardia*, atau sering disebut *paroxysmal*, adalah kondisi ketika detak jantung terlalu cepat, yaitu di atas 100 detak per menit. Ritme jantung diatur oleh nodus sinus yang ada pada atrium kanan. Nodus akan mengeluarkan impuls listrik pada setiap detak jantung. Jantung berdetak sangat cepat sehingga mengakibatkan otot jantung mengendur di sela-sela kontraksi [16]. Apabila kondisi ini terjadi, dinding ventrikel tidak dapat berkontraksi secara sempurna sehingga mengganggu kebutuhan darah di seluruh tubuh, terutama otak. Akibat dari gangguan ini adalah sinyal EKG penderita *tachycardia* berbeda dengan EKG orang normal, yaitu hampir tidak terlihat adanya sinyal P dan interval ST yang tidak rata (*flat*), seperti ditunjukkan pada Gbr. 7 [17].

4) *Bradycardia*: *Bradycardia* merupakan kondisi sebaliknya dari *tachycardia*, yaitu HR yang lambat. *Bradycardia* sering ditemukan baik pada orang sehat maupun sakit. Jenis aritmia ini diakibatkan oleh disfungsi yang bersifat sementara. *Bradycardia* bersifat asimtomatik dan bukan merupakan gangguan yang berbahaya [21]. Namun, ditemukannya *bradycardia* memungkinkan adanya gangguan organ lain selain jantung, seperti *sleep apnea*. Gangguan ini akan terlihat pada sinyal EKG yang terekam, sebagaimana terlihat pada Gbr. 8 [17].

C. Tantangan Pendeteksian

Beberapa riset sudah dilakukan untuk meneliti cara pendeteksian aritmia. Meskipun abnormalitas dari aritmia berkaitan dengan ritme, sehingga interval merupakan kunci pendeteksian, banyak komponen dari sinyal EKG lainnya yang dapat dijadikan fitur untuk pendeteksian aritmia [22]. Terlebih lagi, gejala atau fitur yang mencirikan aritmia tidak selalu tampak selama perekaman [16]. Oleh karena itu, diperlukan perekaman yang *continuous* dengan menggunakan alat seperti monitor Holter, yang tidak selalu ada di setiap rumah sakit.

Kondisi sinyal jantung seseorang juga sangat dipengaruhi oleh banyak faktor dari subjek tersebut, seperti usia, gender, kondisi fisik, dan juga gaya hidup. Oleh karena itu, ketika sebuah data digunakan dalam studi dengan objek penelitian pada kondisi tertentu dan kemudian diuji coba dengan objek penelitian yang berbeda, hasil yang didapatkan tidak sebaik ketika digunakan objek yang memiliki karakteristik yang sama. Maka, dapat disimpulkan bahwa akurasi pendeteksian masih kurang, ketika fungsi utamanya adalah menentukan diagnosis. Selain fitur objeknya, hal lain yang berpengaruh adalah lingkungan atau kondisi objek ketika direkam, sedang beraktivitas atau beristirahat.

Kompleksnya fitur yang dideteksi akan memengaruhi lamanya komputasi, sehingga berdampak pada pendeteksian *real time*. Tantangan lainnya adalah data yang memiliki banyak derau sehingga diperlukan *pre-processing* yang memadai agar data yang didapatkan cukup informatif [23]. Ketika perekaman dilakukan secara langsung, derau dari elektrode sangat mungkin terjadi, yaitu dari pergerakan, pernapasan, maupun derau dari sumber daya. Selain itu, *dataset* sekunder yang tersedia dan digunakan untuk mendeteksi aritmia memiliki variasi kelas yang sangat luas, sehingga deteksi menjadi lebih sulit.

Beberapa literatur akademis terkait *review* aritmia juga telah dilakukan. Salah satunya yaitu menelaah akurasi pada perangkat bergerak (*mobile*) untuk mendeteksi *A-Fib* [24]. *Review* dilakukan dengan melihat teknologi perangkat keras

yang digunakan, karakteristik, dan juga akurasi. *Review* yang dilakukan memberikan gambaran bahwa deteksi aritmia pada perangkat bergerak sudah mulai diperhatikan, terutama terhadap akurasi. *Review* lainnya telah dilakukan terhadap penelitian yang menerapkan *deep learning* untuk melakukan klasifikasi terhadap beberapa jenis aritmia [25]. Beberapa aritmia yang telah dideteksi oleh penelitian-penelitian yang telah dilakukan memiliki ciri masing-masing dan juga kelemahan serta keunggulannya. *Review* lainnya berfokus pada penggunaan basis data Massachusetts Institute of Technology - Boston's Beth Israel Hospital (MIT-BIH) dari Physionet untuk mendeteksi aritmia [23]. *Review* ini berfokus pada proses yang dilakukan terhadap *dataset* MIT-BIH dalam mendeteksi aritmia. Basis data MIT-BIH merupakan data yang sangat kuat (*powerful*) dan banyak digunakan pada banyak penelitian. Namun, selain keunggulannya tersebut, karena usianya yang cukup lama, banyak data yang tidak dapat digunakan secara optimal sehingga memengaruhi hasil pendeteksian jika *pre-processing* tidak dilakukan dengan tepat.

Didasari oleh data yang telah disebutkan pada bagian pendahuluan, tujuan dari studi ini adalah melakukan *review* terhadap penelitian-penelitian yang telah dilakukan untuk mendeteksi aritmia, mulai dari data yang digunakan, fitur yang dideteksi, dan juga metode *deep learning* yang digunakan yang mengarah pada penerapan algoritme di *wearable devices*.

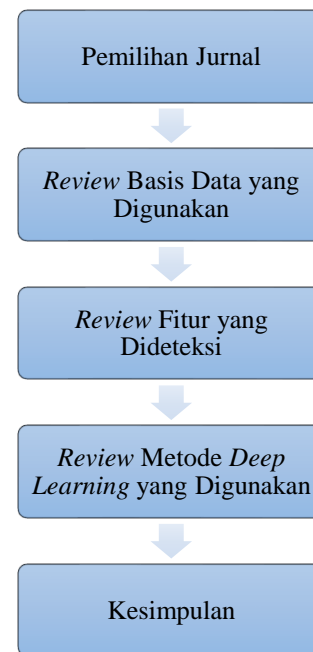
II. METODOLOGI

Studi ini diawali dengan menelaah data yang digunakan pada penelitian sebelumnya. Pencarian literatur dilakukan dengan menggunakan kata kunci *arrhythmia*, *detection*, dan *deep learning*, yang akan mengarahkan ke beberapa jurnal teknik maupun kesehatan. Literatur yang diambil adalah literatur yang diterbitkan dalam lima tahun terakhir, tetapi tidak menutup kemungkinan ada beberapa literatur yang berumur lebih dari lima tahun untuk mengetahui basis data yang digunakan ataupun fitur yang diolah. Literatur dipisahkan menggunakan tabel terkait komponen-komponen yang digunakan di dalamnya. Komponen pertama yang ditelaah adalah basis data yang digunakan oleh penelitian, yaitu data primer atau sekunder. Selanjutnya, fitur EKG yang digunakan ditelaah untuk mengetahui kompleksitas dari fitur ketika diolah, sehingga berpengaruh pada komputasi berikutnya. Bagian terakhir adalah *review* metode *deep learning* yang tepat diterapkan pada *wearable devices*. *Review* ini dilakukan dengan beberapa tahapan seperti ditunjukkan pada Gbr. 9.

A. Basis Data

Penelitian yang telah dilakukan untuk deteksi aritmia adalah dengan melakukan studi menggunakan data EKG dari penderita aritmia dengan perbandingan terhadap data jantung tanpa aritmia. Beberapa penelitian menggunakan data yang diambil dari pasien langsung di rumah sakit tertentu [26]. Namun, sebagian besar penelitian yang telah dilakukan memanfaatkan data sekunder dari Physionet [27].

Physionet merupakan sebuah basis data yang dikembangkan oleh National Center for Research Resources of the National Institutes of Health. Sumber basis data ini adalah dari dua



Gbr. 9 Metode *review* yang dilakukan.

bagian yang dapat mendukung inovasi. Bagian pertama adalah PhysioBank yang merupakan media forum *online* untuk para peneliti bertukar data, sehingga dapat mendukung penelitian dan mengajukan algoritme baru. Sementara itu, PhysioToolkit merupakan *library* yang berisi pemrosesan sinyal dan juga analisis teknik yang bersifat *open-source*. Kedua bagian ini ditempatkan gratis pada sebuah web aplikasi gratis yang dapat mendukung berbagai level keahlian dan juga bidang ilmu [28].

Di dalam Physionet disediakan data yang dinamakan MIT-BIH, yaitu data yang bersumber dari Boston's Beth Israel Hospital (BIH), yang sekarang berganti nama menjadi Beth Israel Deaconess Medical Center yang bekerjasama dengan Massachusetts Institute of Technology (MIT) sejak tahun 1975 untuk melakukan penelitian yang berhubungan dengan aritmia. Basis data *MIT-BIH Arrhythmia* merupakan data rekaman 48 jam aktivitas jantung dari 47 subjek. Subjek terdiri atas 25 pria dengan rentang usia 32 sampai dengan 89 tahun dan 22 wanita dengan rentang usia 23 sampai dengan 89 tahun. Sebanyak 60% dari subjek bukan merupakan pasien di BIH. Rekaman dilakukan dengan dua *channel*, yang pertama adalah *lead II* pada FP dan yang kedua adalah V1 pada *precordial leads* [27].

Selain basis data *MIT-BIH Arrhythmia*, beberapa basis data dari MIT-BIH yang terkait dengan aritmia yang juga dapat digunakan adalah

- *Long Term Atrial Fibrillation Database*,
- *MIT-BIH Arrhythmia Database P-wave Annotation*,
- *MIT-BIH Arrhythmia Atrial Fibrillation Database*, dan
- *MIT-BIH Noise Stress Test Database*.

Data pembanding, yaitu data tanpa aritmia, didapatkan dari basis data *MIT-BIH Long Term ECG Database* dan *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database* (NSRD).

Selain menggunakan data sekunder yang telah tersedia, beberapa penelitian juga menggunakan data yang diambil langsung dari pasien, seperti data yang diambil di Shaoxing

Hospital Zhejiang University [26] dan juga data dari Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia (CUDB) [29]. Untuk penelitian dengan tujuan aritmia tertentu dan dengan kerjasama penelitian dengan bidang medis, data primer akan lebih baik digunakan agar tidak didapatkan bias dan agar pendeteksian lebih tepat dan akurat.

B. Fitur Deteksi

Untuk mendeteksi aritmia, terdapat beberapa fitur dari rekam EKG yang digunakan. Umumnya, aritmia dapat dideteksi dengan menggunakan HR yang tidak beraturan, sehingga interval dari sinyal EKG merupakan fitur yang banyak digunakan [30]. Seluruh interval dari gelombang EKG memiliki potensi dalam pendeteksian aritmia. Lebih spesifik, beberapa penelitian hanya menggunakan interval RR dengan mengabaikan interval lainnya [31]. Penelitian menggunakan gelombang R sebagai fitur pendeteksian akan dapat mengurangi biaya dan sesuai untuk diterapkan pada EKG *mobile* dan pendeteksian *real time* [32].

Namun, beberapa penelitian juga menggunakan fitur lainnya, seperti gelombang P, yang merupakan sinyal depolarisasi dari atrium. Terlebih lagi, *tachycardia* atau aritmia dengan ritme yang tinggi (*high rate*) umumnya membuat gelombang P tidak terlihat karena interval RR terlalu rapat. Akan tetapi, pendeteksian gelombang P juga tidak mudah karena gelombang P memiliki tegangan yang sangat kecil, tidak memiliki karakteristik waktu dan frekuensi, serta memiliki variasi yang tinggi antar pasien [33].

Tidak hanya gelombang P, gelombang T juga merupakan salah satu fitur yang dipilih oleh peneliti untuk mendeteksi aritmia [34]. Pada penelitian ini digunakan fitur *hybrid* dari gelombang T. Gelombang P merupakan depolarisasi dari atrium, sedangkan gelombang T merupakan repolarisasi dari ventrikel [35]. Kedua gelombang ini berada pada posisi yang bersebelahan, sehingga gelombang T juga merupakan gelombang yang potensial untuk mendeteksi aritmia.

Penelitian lainnya menggunakan bentuk sinyal EKG penderita aritmia. Fitur bentuk dari sinyal EKG beberapa penderita aritmia digunakan sebagai masukan *deep learning* [36]. Namun, terdapat tantangan dalam metode pendeteksian menggunakan fitur bentuk, yaitu seringnya terjadi kesalahan dalam mendeteksi EKG dengan kondisi normal dan juga *A-fib*. Dari sejumlah 28 literatur, jumlah penelitian dengan berbagai metode dan fitur tertentu ditunjukkan pada Tabel I.

C. Metode Deteksi Aritmia

Kompleksnya fitur untuk mendeteksi aritmia membuat para peneliti menerapkan *deep learning* sebagai metode pendeteksian. Sebelum diterapkan *deep learning*, dilakukan *pre-processing* yang dapat membuat pelatihan lebih optimal. *Deep learning* yang diterapkan memiliki berbagai tujuan, seperti mendeteksi aritmia maupun mendeteksi beberapa jenis aritmia [37]. Penelitian ini memanfaatkan *artificial neural network* (ANN) dengan *multi layer perceptron* (MLP). Algoritme ini berhasil mengklasifikasi sepuluh jenis aritmia dari 92 pasien. Penelitian ini juga melakukan beberapa variasi segmentasi dan menunjukkan bahwa *fuzzy c-means clustering* (FCM) dapat membantu mengurangi segmen yang sama pada

TABEL I
FITUR YANG DIGUNAKAN UNTUK MENDETEKSI ARITMIA

Fitur	Jumlah
Interval RR	8
Gelombang P	3
Gelombang R	2
Gelombang T	1
Semua komponen EKG	14

data latih. Penelitian lainnya mengklasifikasi aritmia dengan menggunakan algoritme *hybrid support vector machine* (SVM) dan dinilai dapat mengurangi kesalahan deteksi [38].

Selain menggunakan ANN, penelitian lain memanfaatkan *machine learning* dalam mendeteksi aritmia menggunakan *random forest* (RF) *classifier* dengan mendekomposisi sinyal EKG menggunakan *discrete wavelet transform* (DWT) ke dalam beberapa pita frekuensi. Akurasi yang didapatkan cukup baik, tetapi waktu komputasi dinilai masih tinggi. Penelitian lainnya menggunakan domain frekuensi, yaitu dengan mengekstraksi sinyal EKG dengan *Fourier transform* dan direpresentasikan melalui spektogram [35]. Pendekatan pertama adalah dengan menggunakan SVM dan yang kedua adalah menggunakan *convolutional neural network* (CNN). Hasil dari metode CNN menunjukkan akurasi sebesar 93,16%, dengan kelemahan tidak mampu mendeteksi *A-Fib* dengan tepat [39].

Metode yang paling banyak ditemukan untuk mendeteksi aritmia adalah CNN, yang diklaim dapat mengurangi banyak waktu komputasi. Salah satunya adalah penelitian yang bertujuan mengklasifikasi gangguan dari detak jantung. Dengan menggunakan sembilan *layer* CNN, dengan data original dan data berderau, didapatkan akurasi sebesar 94,03% dan 93,47% [40]. Selanjutnya, peneliti yang sama mengembangkan metodenya dengan mendeteksi beberapa segmen EKG untuk mendeteksi *A-Fib*, *atrial flutter*, dan *ventricular fibrillation* dengan menggunakan sebelas *layer* CNN. Akurasi yang dihasilkan adalah 92,05% untuk perekaman lima detik EKG [41]. Metode CNN lainnya juga diterapkan untuk mendeteksi *ventricular arrhythmia* dan *ventricular tachycardia*. Data yang digunakan dalam pendeteksian ini adalah rekaman dua detik EKG dengan sebelas *layer* CNN [42].

CNN dan MLP juga diterapkan pada penelitian untuk mengklasifikasi beberapa jenis aritmia. Namun, pada pendeteksian, *AV block* dan *ventricular* dinilai mengganggu *network* yang telah dibangun sehingga terjadi *miss detection*. Akurasi yang didapatkan adalah sebesar 83,5% untuk CNN dan 88,7% untuk MLP [36]. Pendekatan *deep learning* lainnya dilakukan pada sebuah penelitian dengan menggunakan data dari MIT-BIH *Arrhythmia* dan diuji dengan beberapa algoritme *classifier*. Penerapan *deep learning* dinilai sangat efisien dan juga dapat diandalkan tingkat akurasinya [31].

Penelitian dengan memanfaatkan *deep learning* lainnya adalah untuk mendeteksi *A-Fib* menggunakan CNN dan *recurrent neural networks* (RNN). Fitur yang digunakan adalah interval RR. Algoritme dibangun dengan menggunakan basis data dari 89 pasien dan kemudian dilakukan uji coba dengan data *real time*. Hasil menunjukkan akurasi mencapai 98,96%

TABEL II
METODE DEEP LEARNING DAN AKURASI YANG DIDAPKANKAN

Tahun	Penelitian	Metode Deep Learning	Kelebihan	Kekurangan
2020	[30]	Deep CNN dengan BaROA optimization	Akurasi yang baik yaitu 93,19%, sensitivitas 95% dan specificity 93,98%.	Kurang dalam menangani fitur yang dinamis.
2020	[26]	Deep CNN dan Max Pooling dari 12-lead data EKG	Akurasi yang baik untuk tiap lead dan juga klasifikasi tipe aritmia.	Data yang diproses bekerja pada 10 detik rekam EKG.
2019	[39]	SVM dan CNN	Akurasi yang baik, untuk SVM adalah 92,18% dan untuk CNN adalah 93,16%.	Input CNN adalah konstruksi spektogram dari 6 detik rekam EKG dengan A-Fib.
2019	[43]	CNN dan RNN	Akurasi yang baik, 98,96% dengan menggunakan data real time.	Data yang digunakan hanya 89 pasien dan khusus untuk A-Fib.
2018	[44]	Deep CNN dengan Continuous Wavelet Transform (CWT)	Akurasi yang baik dengan menggunakan tiga basis data, yaitu MIT-BIH, INCART dan SVDB.	Penggunaan CWT kurang tepat untuk mentransformasi EKG.
2018	[36]	CNN dan MLP	Akurasi klasifikasi aritmia cukup baik.	Data AV block dan ventricular mengganggu network yang dibangun.
2018	[42]	CNN	Mampu mendeteksi ventricular aritmia dan ventricular tachycardia yang mendadak.	Berfokus pada shockable moment, sehingga data yang digunakan hanya dua detik.
2016	[35]	Random Forest Classifier dan DWT	Akurasi yang baik diatas 99%.	Komputasi yang berat.

specificity dan 86,04% sensitivitas. Hasil ini dapat menjadi pionir bahwa algoritme yang dihasilkan dapat diterapkan dengan data real time, tetapi dengan data yang lebih besar untuk menguji ketepatannya [43]. Deep CNN (DNN) juga digunakan untuk mendeteksi aritmia dengan menggunakan algoritme optimalisasi Bat-Rider (Bat-Rider optimization algorithm, BaROA). Fitur Gabor terlebih dulu diekstraksi dari sinyal EKG, kemudian DNN diterapkan. Dengan menggunakan data dari MIT-BIH Arrhythmia, akurasi yang didapatkan adalah 93,19% [30].

Tabel II menunjukkan beberapa jenis kombinasi metode yang berbeda dari penelitian terkini dengan menggunakan deep learning beserta kelemahan dan kekurangannya. Untuk penerapan pada wearable devices, hal yang perlu digaribawahi adalah komputasi yang ringan, penggunaan data real time, dan akurasi yang memuaskan.

D. Deteksi Real Time pada Wearable Device

Beberapa penelitian sudah dilakukan untuk meneliti kemungkinan algoritme diterapkan pada data real time. Salah satu contohnya dengan menggunakan multi-section vector quantization (MSVQ) dengan tujuan mengurangi waktu komputasi. Namun, penelitian ini tidak memperhatikan akurasi, tetapi hanya berfokus pada dataset yang besar. Data yang digunakan adalah data rekaman MIT-BIH, bukan dengan menguji coba menggunakan data yang dinamis [45].

Sebuah penelitian dilakukan terhadap teknologi Kardia Band (KB) yang telah dikenalkan oleh Food and Drug Administration (FDA) untuk perusahaan Apple yang mampu merekam data pasien yang hampir sama dengan lead I FP selama 30 detik melalui satu strip saja [46]. KB diklaim dapat mendeteksi salah satu tipe dari aritmia, yaitu A-Fib. Penelitian dilakukan terhadap seratus pasien. Hasil yang didapatkan yaitu KB dibandingkan dengan hasil EKG memiliki 93% sensitivitas dan 84% specificity. KB dinilai mampu memisahkan antara A-

Fib dan sinus rhythm (SR) [46]. Sebuah review yang menelaah inovasi m-health dalam pendeteksian A-Fib menyatakan bahwa inovasi pendeteksian memang belum dapat melampaui akurasi yang diharapkan, tetapi deteksi ini berguna untuk mendeteksi A-Fib dalam bentuk paroxysmal [47].

Sebuah penelitian lain mengusulkan metode deteksi real time gelombang R ringan untuk sinyal EKG exercise [32]. Max-min threshold (MMT) digunakan untuk mendeteksi gelombang R secara real time sehingga menghasilkan gelombang kotak. Hasil menunjukkan sensitivitas sebesar 99,7%. dengan komputasi yang ringan dengan sedikit derau. Hanya saja, uji coba dilakukan dengan data MIT-BIH, bukan data real yang memungkinkan ditemukannya kelemahan lainnya [32].

Penerapan wearable device tentunya tidak lepas dari desain internet of things (IoT), baik dari sisi perangkat lunak maupun perangkat keras. Penelitian yang membandingkan deep learning ringan dan machine learning pada pendeteksian menggunakan perangkat IoT menunjukkan bahwa deep learning lebih ringan dan menunjukkan komputasi yang baik di beberapa perangkat keras. Namun, uji coba yang dilakukan menggunakan data dari MIT-BIH [48].

Di masa mendatang teknologi wearable akan semakin berkembang dan menghasilkan deteksi yang semakin baik. Dalam pengembangannya, tentu akan ada berbagai tantangan dan juga kekurangan, tetapi teknologi wearable dinilai akan sangat membantu, baik untuk kebutuhan medis maupun untuk perbaikan kualitas hidup yang lebih baik, khususnya untuk mendeteksi kegagalan jantung [49].

III. PEMBAHASAN

Dari data-data yang digunakan, kebanyakan penelitian yang dilakukan menggunakan data dari Physionet, yang cukup kuat dengan label dan gold standard yang dapat dijadikan acuan. Selain itu, data Physionet terdiri atas data EKG normal dan juga

berbagai tipe aritmia. Namun, dalam *pre-processing*, proses segmentasi, hingga dapat diekstrak fiturnya, dibutuhkan usaha yang cukup berat. Selain itu, sebuah studi menyatakan bahwa data dari Physionet tidak berimbang. Data yang disediakan cukup besar, tetapi setelah dilakukan tahapan *pre-processing*, hanya sebagian kecil data yang efektif [23]. Oleh karena itu, dalam penelitian yang dilakukan, digunakan beberapa jenis data dan dikombinasikan.

Pada kondisi pemeriksaan medis, pasien aritmia diminta untuk merekam aktivitas jantungnya dalam waktu yang lama menggunakan EKG maupun Holter, yaitu perekam EKG yang dapat dibawa selama 24 sampai dengan 72 jam. Pendeteksian ini akan sangat membantu dalam merangkum data yang besar agar dapat dibuat sebuah diagnosis. Selain itu, metode pendeteksian aritmia juga sangat tepat jika diterapkan untuk pendeteksian dini. Aritmia bukan merupakan kelainan jantung yang berakibat fatal dalam waktu singkat. Namun, jika tidak diberikan tindakan segera, aritmia dapat mengakibatkan ketidaknormalan, tidak hanya pada jantung, tetapi juga organ lainnya. Oleh karena itu, deteksi cepat akan sangat bermanfaat, meskipun pada akhirnya diagnosis diserahkan kepada tenaga ahli. Maka, fitur yang potensial digunakan adalah fitur yang membutuhkan komputasi rendah.

Berdasarkan fitur yang digunakan dalam pendeteksian, beberapa penelitian memanfaatkan interval, interval dan amplitudo, maupun fitur yang diekstraksi pada *domain* lainnya. Semakin banyak fitur yang digunakan tentunya akan semakin baik, tetapi komputasi akan semakin besar, terlebih lagi jika data yang diambil berada pada domain waktu, sedangkan algoritme pendeteksian dilakukan pada domain yang berbeda. Selain waktu komputasi yang tinggi, konversi ke domain frekuensi juga akan mengakibatkan *error*; terlebih lagi sinyal EKG, khususnya untuk penderita aritmia, memiliki frekuensi yang tidak stabil.

Mengacu pada penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *deep learning* merupakan metode yang cukup kuat dalam mendeteksi aritmia karena fitur yang cukup kompleks yang dilibatkan dalam proses pelatihan. *Deep learning* tidak hanya diterapkan pada data dalam domain waktu, tetapi juga dalam domain frekuensi dan dalam bentuk citra yang telah diekstraksi.

Metode *deep learning* juga diterapkan pada beberapa proses, seperti ekstraksi fitur, klasifikasi, maupun keduanya. Metode yang paling banyak digunakan adalah CNN. Sebuah penelitian menerapkan 10.000 data dari dua belas *lead* EKG pasien di Shaoxing Hospital [26]. CNN digunakan pada fase pembelajaran dan menghasilkan akurasi tertinggi, yaitu hingga 96,13%. Selain itu, CNN juga dinilai dapat digunakan untuk pendeteksian *real time* sebagaimana penelitian terkait IoT dalam mendeteksi aritmia menggunakan *smart watch* [48]. Dari penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan CNN, komputasi menjadi jauh lebih ringan dan juga dapat diterapkan untuk data *real time*.

Data yang digunakan untuk penelitian *wearable devices* dalam mendeteksi aritmia juga masih berupa data sekunder dari MIT-BIH, bukan dari data pasien. Dalam penerapan algoritme dengan perangkat kerja tertentu, pastinya akan ditemukan permasalahan baru.

IV. KESIMPULAN

Studi ini memberikan kesimpulan untuk beberapa metode yang telah diimplementasikan beserta data dan fitur yang dideteksi. Tujuan dari *review* ini adalah untuk menelaah penggunaan data, fitur yang dideteksi, dan juga metode *deep learning* untuk mendeteksi aritmia.

Data yang banyak dipakai pada penelitian sebelumnya bersumber dari Physionet, baik data EKG normal maupun EKG dengan kelainan, baik aritmia maupun abnormalitas lainnya. Namun, data Physionet merupakan data mentah yang kompleks sehingga memerlukan *pre-processing*. Fitur yang digunakan dalam penelitian juga beragam. Namun, tantangan yang lebih banyak dihadapi adalah kompleksitas fitur yang mengakibatkan bertambahnya waktu komputasi yang cukup signifikan. Untuk penerapan pada *wearable devices* yang akan mendapatkan masukan data *real time* dan dengan spesifikasi perangkat keras yang terbatas, fitur yang paling ringan dan sangat potensial untuk deteksi aritmia adalah interval RR dengan analisis pada domain waktu. Sama halnya dengan metode *deep learning* yang diterapkan, CNN merupakan metode yang potensial digunakan untuk pendeteksian aritmia pada *wearable devices* karena komputasinya yang ringan dan cepat.

Masih banyak tantangan yang dihadapi dalam pendeteksian dengan *wearable devices*. Salah satu tantangan yang berat adalah cara mereduksi kompleksnya instrumentasi medis dalam kemasan yang kecil, tetapi dengan tetap menjaga akurasi, juga dengan variasi pemakaian pengguna yang beragam. Namun, deteksi dini dengan memanfaatkan teknologi *wearable* akan sangat bermanfaat di masa depan dan sangat mungkin untuk diwujudkan, baik untuk keperluan medis maupun pemantauan personal.

KONFLIK KEPENTINGAN

Penulis menyatakan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan, baik dalam keadaan tertentu maupun kepentingan pribadi yang akan memengaruhi representasi atau interpretasi dari hasil penelitian.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini dapat dilakukan atas dukungan dari Departemen Teknik Elektro dan Informatika, Sekolah Vokasi Universitas Gadjah Mada.

REFERENSI

- [1] P. Rossignol, A.F. Hernandez, S.D. Solomon, dan F. Zannad, "Heart Failure Drug Treatment," *Lancet*, Vol. 393, No. 10175, hal. 1034–1044, 2019.
- [2] J. Mackay, G.A. Mensah, dan K. Greenlund, *The Atlas of Heart Disease and Stroke*. Jenewa, Swiss: World Health Organization, 2004.
- [3] M.B. Hossain, dkk., "An Accurate QRS Complex and P Wave Detection in ECG Signals Using Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise Approach," *IEEE Access*, Vol. 7, hal. 128869–128880, 2019.
- [4] N. Kakouros dan D.V. Cokkinos, "Right Ventricular Myocardial Infarction: Pathophysiology, Diagnosis, and Management," *Postgrad. Med. J.*, Vol. 86, No. 1022, hal. 719–728, 2010.
- [5] M. Wasimuddin, dkk., "Stages-based ECG Signal Analysis from Traditional Signal Processing to Machine Learning Approaches: A

- Survey,” *IEEE Access*, Vol. 8, hal. 177782–177803, 2020.
- [6] G.E. Burch, “History of Precordial Leads in Electrocardiography,” *Eur. J. Cardiol.*, Vol. 8, No. 2, hal. 207–236, 1978.
- [7] A. Gacek, “An Introduction to ECG Signal Processing and Analysis,” dalam *ECG Signal Processing, Classification and Interpretation: A Comprehensive Framework of Computational Intelligence*, A. Gacek dan W. Pedrycz, Eds., London, Inggris: Springer London, 2012, hal. 21–46.
- [8] S.F. Abtahi, “Feasibility of Fetal EEG Recording,” Master thesis, Chalmers University of Technology, Göteborg, Sweden, 2012.
- [9] K.G. Reddy, P.A. Vijaya, dan S. Suhasini, “ECG Signal Characterization and Correlation to Heart Abnormalities,” *Int. Res. J. Eng. Technol.*, Vol. 4, No. 5, hal. 1212–1216, 2017.
- [10] B. Jankowska-Polańska, dkk., “Symptoms, Acceptance of Illness and Health-Related Quality of Life in Patients with Atrial Fibrillation,” *Eur. J. Cardiovasc. Nurs.*, Vol. 17, No. 3, hal. 262–272, 2018.
- [11] A.E. Aubert, B. Seps, dan F. Beckers, “Heart Rate Variability in Athletes,” *Sport. Med.*, Vol. 33, No. 12, hal. 889–919, 2003.
- [12] B.M. Pluim, A.H. Zwinderman, A. van der Laarse, dan E.E. van der Wall, “The Athlete’s Heart: A Meta-Analysis of Cardiac Structure and Function,” *Circulation*, Vol. 101, No. 3, hal. 336–344, 2000.
- [13] F. Furlanello dkk., “Atrial Fibrillation in Elite Athletes,” *J. Cardiovasc. Electrophysiol.*, Vol. 9, No. 8 Suppl, hal. S63–S68, 1998.
- [14] M.S. Link dan N.A.M. Estes, “Athletes and Arrhythmias,” *J. Cardiovasc. Electrophysiol.*, Vol. 21, No. 10, hal. 1184–1189, 2010.
- [15] C. Antzelevitch dan A. Burashnikov, “Overview of Basic Mechanisms of Cardiac Arrhythmia,” *Card. Electrophysiol. Clin.*, Vol. 3, No. 1, hal. 23–45, 2011.
- [16] D. Ludhwani dan J.S. Wieters, *Paroxysmal Atrial Fibrillation*. Treasure Island, AS: StatPearls Publishing, 2018. Tanggal akses: 15-Okt-021. [Online]. <https://europepmc.org/article/nbk/nbk535439>.
- [17] S.M.P. Dinakarao, A. Jantsch, dan M. Shafique, “Computer-Aided Arrhythmia Diagnosis with Bio-Signal Processing: A Survey of Trends and Techniques,” *ACM Comput. Surv.*, Vol. 52, No. 2, hal. 1–37, 2019.
- [18] A.H. Kashou, A. Goyal, T. Nguyen, dan L. Chhabra, *Atrioventricular Block*. Treasure Island, AS: StatPearls Publishing, 2017. Tanggal akses: 15-Okt-2021. [Online]. <https://europepmc.org/article/nbk/nbk459147>.
- [19] Y. Lim, D. Singh, dan K.K. Poh, “High-Grade Atrioventricular Block,” *Singapore Med. J.*, Vol. 59, No. 7, hal. 346–350, 2018.
- [20] M. Dohadwala, F. Kamili, N.A.M. Estes 3rd, dan M. Homoud, “Atrioventricular Block and Pause-Dependent Torsade de Pointes,” *HeartRhythm Case Rep.*, Vol. 3, No. 2, hal. 115–119, 2017.
- [21] J.M. Mangrum dan J.P. DiMarco, “The Evaluation and Management of Bradycardia,” *N. Engl. J. Med.*, Vol. 342, No. 10, hal. 703–709, 2000.
- [22] (2016) “Basics of ECG- Interpretation of waves and intervals,” [Online]. <https://epomedicine.com/medical-students/ecg-interpretation-waves-intervals/>, tanggal akses: 22-Jun-2021.
- [23] Z.F.M. Apandi, R. Ikeura, dan S. Hayakawa, “Arrhythmia Detection Using MIT-BIH Dataset: A Review,” *2018 Int. Conf. Comput. Approach Smart Syst. Design, Appl. (ICASSDA)*, 2018, hal. 1–5.
- [24] G.D. Giebel dan C. Gissel, “Accuracy of mHealth Devices for Atrial Fibrillation Screening: Systematic Review,” *JMIR Mhealth Uhealth*, Vol. 7, No. 6, hal. 1–13, 2019.
- [25] Z. Ebrahimi, M. Loni, M. Daneshalab, dan A. Gharehbaghi, “A Review on Deep Learning Methods for ECG Arrhythmia Classification,” *Expert Syst. with Appl. X*, Vol. 7, hal. 1–23, 2020.
- [26] O. Yildirim, dkk., “Accurate Deep Neural Network Model to Detect Cardiac Arrhythmia on More Than 10,000 Individual Subject ECG Records,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, Vol. 197, hal. 1–12, 2020.
- [27] G.B. Moody dan R.G. Mark, “The Impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database,” *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, Vol. 20, No. 3, hal. 45–50, 2001.
- [28] A.L. Goldberger dkk., “PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet,” *Circulation*, Vol. 101, No. 23, hal. e215–e220, Jun. 2000.
- [29] F.M. Nolle, dkk., “CREI-GARD, a New Concept in Computerized Arrhythmia Monitoring Systems,” *Comput. Cardiol.*, Vol. 13, hal. 515–518, 1986.
- [30] D.K. Atal dan M. Singh, “Arrhythmia Classification with ECG Signals Based on the Optimization-Enabled Deep Convolutional Neural Network,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, Vol. 196, hal. 1–19, 2020.
- [31] G. Sannino dan G. De Pietro, “A Deep Learning Approach for ECG-Based Heartbeat Classification for Arrhythmia Detection,” *Futur. Gener. Comput. Syst.*, Vol. 86, hal. 446–455, 2018.
- [32] Z. Zhang, Z. Li, dan Z. Li, “An Improved Real-Time R-Wave Detection Efficient Algorithm in Exercise ECG Signal Analysis,” *J. Healthc. Eng.*, Vol. 2020, hal. 1–7, 2020.
- [33] L. Maršánová, dkk., “Advanced P Wave Detection in ECG Signals During Pathology: Evaluation in Different Arrhythmia Contexts,” *Sci. Rep.*, Vol. 9, No. 1, hal. 1–11, 2019.
- [34] R. Nanjundegowda dan V.A. Meshram, “Arrhythmia Detection Based on Hybrid Features of T-Wave in Electrocardiogram,” *Int. J. Intell. Eng. Syst.*, Vol. 11, No. 1, hal. 153–162, 2018.
- [35] E. Alickovic dan A. Subasi, “Medical Decision Support System for Diagnosis of Heart Arrhythmia Using DWT and Random Forests Classifier,” *J. Med. Syst.*, Vol. 40, No. 4, hal. 1–12, 2016.
- [36] S. Savalia dan V. Emamian, “Cardiac Arrhythmia Classification by Multi-Layer Perceptron and Convolution Neural Networks,” *Bioengineering*, Vol. 5, No. 2, hal. 1–12, 2018.
- [37] R. Ceylan dan Y. Özbay, “Comparison of FCM, PCA and WT Techniques for Classification ECG Arrhythmias Using Artificial Neural Network,” *Expert Syst. Appl.*, Vol. 33, No. 2, hal. 286–295, 2007.
- [38] A.J. Joshi, S. Chandran, V.K. Jayaraman, dan B.D. Kulkarni, “Hybrid SVM for Multiclass Arrhythmia Classification,” *2009 IEEE Int. Conf. Bioinf., Biomedicine*, 2009, hal. 287–290.
- [39] S. Ross-Howe dan H.R. Tizhoosh, “Atrial Fibrillation Detection Using Deep Features and Convolutional Networks,” *2019 IEEE EMBS Int. Conf. Biomed., Health Inform. (BHI)*, 2019, hal. 1–4.
- [40] U.R. Acharya, dkk., “A Deep Convolutional Neural Network Model to Classify Heartbeats,” *Comput. Biol. Med.*, Vol. 89, hal. 389–396, 2017.
- [41] U.R. Acharya, dkk., “Automated Detection of Arrhythmias Using Different Intervals of Tachycardia ECG Segments with Convolutional Neural Network,” *Inf. Sci.*, Vol. 405, hal. 81–90, 2017.
- [42] U.R. Acharya, dkk., “Automated Identification of Shockable and Non-Shockable Life-Threatening Ventricular Arrhythmias Using Convolutional Neural Network,” *Futur. Gener. Comput. Syst.*, Vol. 79, hal. 952–959, 2018.
- [43] R.S. Andersen, A. Peimankar, dan S. Puthusserypady, “A Deep Learning Approach for Real-Time Detection of Atrial Fibrillation,” *Expert Syst. Appl.*, Vol. 115, hal. 465–473, 2019.
- [44] M.M. Al Rahhal, dkk., “Convolutional Neural Networks for Electrocardiogram Classification,” *J. Med. Biol. Eng.*, Vol. 38, No. 6, hal. 1014–1025, 2018.
- [45] S. Chakroborty dan M.A. Patil, “Real-Time Arrhythmia Classification for Large Databases,” *2014 36th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Medicine, Biol. Soc.*, 2014, hal. 1448–1451.
- [46] J.M. Bumgarner, dkk., “Smartwatch Algorithm for Automated Detection of Atrial Fibrillation,” *J. Am. Coll. Cardiol.*, Vol. 71, No. 21, hal. 2381–2388, 2018.
- [47] T. Ahmed, dkk., “eHealth and mHealth Initiatives in Bangladesh: A Scoping Study,” *BMC Health Services Research*, Vol. 14, hal. 1–9, 2014.
- [48] S. Sakib, dkk., “A Proof-of-Concept of Ultra-Edge Smart IoT Sensor: A Continuous and Lightweight Arrhythmia Monitoring Approach,” *IEEE Access*, Vol. 9, hal. 26093–26106, 2021.
- [49] A. Singhal dan M.R. Cowie, “The Role of Wearables in Heart Failure,” *Curr. Heart Fail. Rep.*, Vol. 17, No. 4, hal. 125–132, 2020.