

Studi Metode Klasifikasi untuk Mendeteksi Kelainan Katup Jantung Menggunakan Phonocardiogram(PCG)

Proposal Tugas Akhir

Kelas TA SMD

Muhammad Farhan

NIM: 1301174672



Program Studi Sarjana Teknik Informatika

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung

2020

Lembar Persetujuan

**Studi Metode Klasifikasi untuk Mendeteksi Kelainan Katup
Jantung Menggunakan Phonocardiogram(PCG)**

*Study of classification methods to detect heart valve
abnormalities using a phonocardiogram (PCG)*

**Muhammad Farhan
NIM: 1301174672**

Proposal ini diajukan sebagai usulan pembuatan tugas akhir pada
Program Studi Sarjana Teknik Informatika
Fakultas Informatika Universitas Telkom

Bandung, 22 Agustus 2020
Menyetujui

Calon Pembimbing 1

Calon Pembimbing 2

Satria Mandala, PhD
NIP: 16730040

Dr. Calon Pembimbing 2, M.Kom
NIP: 123456

Abstrak

Valvular Heart Disease (VHD) adalah jenis penyakit pada katup jantung yang dipicu oleh gangguan atau kelainan dari salah satu atau lebih dari keempat jantung yang menyebabkan darah sulit mengalir ke ruangan atau pembuluh darah selanjutnya, atau sebaliknya. Beberapa tahun terakhir ini telah banyak diajukan metode untuk melakukan deteksi terjadinya VHD. Dengan kemajuannya teknologi untuk mendeteksi kelainan tersebut bisa menggunakan teknologi *telemedicine*. Pada umumnya metode deteksi ini menganalisis sinyal EKG (*Elektrokardiograph*) namun paper ini menganalisis sinyal PCG (*Phonocardiogram*) dari pasien. Ada 3 tahapan dalam mendeteksi VHD, yaitu *denoising*, ekstraksi ciri dan klasifikasi sinyal PCG. Nilai akurasi yang diperoleh dari keseluruhan proses deteksi bisa berubah dan dipengaruhi oleh hasil pada algoritma klasifikasi. Oleh karena itu pemilihan algoritma klasifikasi yang tepat menjadi penting. Dari sekian banyak literatur yang mengusulkan metode deteksi HVD, banyak diantaranya menggunakan algoritma klasifikasi yang masih memberikan akurasi deteksi rendah. Lalu, pengembangan *prototype* deteksi VHD juga masih jarang dilakukan. *Prototype* deteksi HVD yang ada pun masih memiliki nilai akurasi yang rendah. Untuk menyelesaikan masalah-masalah di atas, tugas akhir ini mengusulkan pengembangan algoritma klasifikasi yang mendukung peningkatan akurasi deteksi VHD. Di samping itu *prototype* berdasarkan algoritma yang diusulkan juga akan dikembangkan. Tugas akhir ini juga melakukan analisis terhadap akurasi deteksi *prototype* yang diusulkan. Metode yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini adalah 1. Studi literatur tentang deteksi VHD, 2. Pengembangan algoritma klasifikasi, 3. Pengembangan *prototype*, 4. Pengujian performansi dan analisis. Hasil pengujian performansi menunjukkan bahwa algoritma yang diusulkan berhasil mencapai rata-rata akurasi ...% dan spesifisitas ...%. Selain itu *Prototype* yang dikembangkan juga dapat melakukan deteksi VHD secara *real time*.

Kata Kunci: VHD, PCG, Klasifikasi.

Daftar Isi

Lembar-Persetujuan	i
Abstrak	ii
Daftar Isi	iii
I Pendahuluan	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Pernyataan Masalah	2
1.4 Tujuan	2
1.5 Batasan Masalah	2
1.6 Hipotesis	3
1.7 Sistematika Penulisan	3
II Kajian Pustaka	4
2.1 Penelitian Terkait	4
2.2 Phonocardiogram (PCG)	14
2.3 <i>Valvular Heat Disease</i> (VHD)	15
2.4 Klasifikasi	16
2.5 Ringkasan	16
III Metodologi dan Desain Sistem	17
3.1 Metode Penelitian	17
3.1.1 Framework Penelitian	17
3.1.2 Metodologi untuk Mencapai Tujuan Penelitian	18
3.1.3 Analisis Kebutuhan Sistem	23
3.1.4 Data	23
3.1.5 Metrik Uji	23
3.1.6 Metode Pengujian	24
3.1.7 Perbandingan Hasil Penelitian	25
3.2 Desain Sistem	25
3.3 Ringkasan	26

IV Hasil dan Pembahasan	27
4.1 Hasil Pengujian (wajib ada)	27
4.1.1 Hasil Algoritma Klasifikasi (disesuaikan)	27
4.2 Pembahasan (wajib ada)	28
4.3 Ringkasan (wajib ada)	28
V Kesimpulan dan Saran	29
5.1 Kesimpulan (wajib ada)	29
5.2 Saran (wajib ada)	29
Daftar Pustaka	30
Lampiran A	33
Lampiran B	34

Bab I

Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Penyakit katup jantung (Valvular Heart Disease / VHD) merupakan sebuah kondisi dimana pada bagian tertentu katup jantung mengalami kerusakan atau kelainan. Pada bagian jantung manusia, terdapat 4 bagian katup jantung yaitu katup mitral, katup aorta, katup triskupid, dan katup pulmonalis yang berfungsi untuk mencegah darah mengalir berlawanan arah. Cara kerja katup ini sangat berhubungan dengan terbuka dan tertutup katup jantung agar urutan aliran darah memiliki arus untuk melewati empat bagian jantung dan tidak berlawanan arah. Tenaga medis telah menggunakan stetoskop untuk mendengarkan suara yang dihasilkan dari mekanisme kerja jantung. *Phonocardiogram* (PCG) adalah rekaman grafik dalam bentuk gelombang di mana anda dapat melihat suara jantung yang diperoleh dengan stetoskop yang bisa digunakan sebagai informasi untuk mengidentifikasi penyakit katup jantung, dan kelainan jantung lainnya.

Dengan perkembangan teknologi yang ada, deteksi katup jantung akan semakin mudah nantinya. Dengan perkembangan ilmu pada bidang machine learning, deteksi kelainan katup jantung akan semakin canggih dan akurasi akan semakin meningkat. Karena dari riset sebelumnya akurasi dari klasifikasi masih belum sempurna, tugas akhir ini akan melakukan riset algoritma klasifikasi agar menghasilkan akurasi yang lebih tinggi. Karena dengan akurasi yang tinggi nantinya deteksi penyakit katup jantung akan lebih mudah terdeteksi.

Selain itu, *prototype* dari pendeteksi VHD masih jarang dilakukan. Maka dari itu, tugas akhir ini akan mengembangkan *prototype* pendeteksi VHD karena masih jarang dilakukan. Tentunya, performansi dari pengembangan *prototype* deteksi VHD juga masih terbilang rendah. Dengan riset dari tugas akhir ini performansi dari pengembangan *prototype* deteksi VHD diharapkan akan meningkat.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, rumusan masalah tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana melakukan studi algoritma klasifikasi terbaik untuk meningkatkan akurasi deteksi VHD?
2. Bagaimana mengembangkan *prototype* deteksi VHD berdasarkan algoritma klasifikasi terbaik?
3. Bagaimana melakukan analisis performansi *prototype* yang dikembangkan?

1.3 Pernyataan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, dapat disimpulkan terdapat permasalahan pada algoritma ekstraksi ciri dan deteksi yang sudah ada sebagai berikut :

1. Algoritma klasifikasi yang ada masih menghasilkan akurasi deteksi yang rendah
2. Pengembangan *prototype* deteksi VHD masih jarang dilakukan
3. Performansi dari pengembangan *prototype* deteksi VHD masih rendah

1.4 Tujuan

1. Melakukan studi algoritma klasifikasi terbaik untuk meningkatkan akurasi deteksi VHD
2. Mengembangkan *prototype* berdasarkan algoritma klasifikasi terbaik
3. Melakukan analisis performansi *prototype* yang dikembangkan

1.5 Batasan Masalah

Berikut adalah ruang lingkup yang ada pada penulisan tugas akhir ini :

1. Penulis akan fokus ke tahapan klasifikasi, karena pengerjaan tugas akhir ini secara berkelompok.
2. Fokus jenis penyakit yang dideteksi hanya VHD.
3. Penulis akan fokus mengerjakan *prototype* perangkat lunak aplikasi android, karena pengerjaan tugas akhir ini secara berkelompok.

1.6 Hipotesis

1. Algoritma klasifikasi yang diusulkan dalam penelitian ini menghasilkan akurasi yang tinggi untuk deteksi VHD.
2. Performansi algoritma dari *prototype* yang dikembangkan lebih akurat dibanding yang sudah ada.

1.7 Sistematika Penulisan

Tugas Akhir ini disusun dengan sistematika penulisan sebagai berikut :

- **BAB I Pendahuluan.** Bab ini membahas mengenai latar belakang, rumusan masalah, dan tujuan pengerjaan Tugas Akhir ini.
- **Bab II Kajian Pustaka.** Bab ini membahas fakta dan teori yang berkaitan dengan perancangan sistem untuk mendirikan landasan berfikir. Dengan menggunakan fakta dan teori yang dikemukakan pada bab ini penulis menganalisis kebutuhan akan rancangan arsitektur sistem yang dibangun.
- **BAB III Metodologi dan Desain Sistem.** Bab ini menjelaskan metode penelitian, rancangan sistem dan metode pengujian yang dilakukan dalam penelitian.

Bab II

Kajian Pustaka

Bab ini menjelaskan riset terkait tugas akhir dan landasan teori pendukung yang digunakan. Riset Terkait diuraikan di Sub Bab 2.1, sedangkan landasan teori dapat ditemukan pada Sub Bab 2.3. Ringkasan disajikan pada bagian terakhir dari Bab 2.

2.1 Penelitian Terkait

Berikut adalah 15 penelitian terkait yang sudah dipublikasikan sejak tahun 2015 sampai sekarang:

Ghosh, Ponnalagu, Tripathy and Acharya (2020) Mengusulkan pendekatan baru untuk mendeteksi VHD menggunakan sinyal fonokardiogram (PCG). Menggunakan *Chirplet transform* (CT) untuk analisis berdasarkan *Time Frequency* (TF) dari sinyal PCG. Pendekatan yang diusulkan memperoleh akurasi keseluruhan tertinggi dibandingkan dengan metode yang ada menggunakan *database* yang sama. Pendekatan tersebut dapat dipertimbangkan untuk deteksi otomatis VHD dengan aplikasi *Internet of Medical Things* (IOMT) Skema ekstraksi ciri menunjukkan kinerja yang lebih baik (OA 98,33%) untuk pendeteksian VHD menggunakan pengklasifikasi *Multiclass Composite Classifier*. Skema ekstraksi ciri menunjukkan kinerja yang lebih baik (OA 98,33%) untuk pendeteksian VHD menggunakan pengklasifikasi komposit multikelas.

Grzegorzcyk, Soliński, Łepke, Perka, Rosiński, Rymko, Stepień and Gieraltowski (2016) Mengembangkan algoritma yang akurat untuk menentukan apakah jantung pasien bekerja dengan baik atau harus dirujuk ke ahlinya untuk diagnosis lebih lanjut. Skor keseluruhan terbaik yang mereka raih pada fase resmi Tantangan PhysioNet 2016 adalah 0,79 dengan spesifisitas 0,76 dan sensitivitas 0,81.

Akram, Shaukat, Ramazan et al. (2019) Menilai kualitas sinyal dengan kriteria yang telah ditentukan berdasarkan jumlah puncak dan *zero crossing* dari sinyal PCG. Fitur domain waktu dan frekuensi telah diekstraksi untuk digunakan untuk klasifikasi, yang dilakukan menggunakan pengklasifikasi KNN. Akurasi rata-rata pengklasifikasi meningkat secara signifikan dari $0,86 \pm 0,0014$ menjadi $0,88 \pm 0,00117$ dengan memperkenalkan penilaian kualitas sinyal PCG

dan meninggalkan sinyal yang tidak sesuai / terlalu berisik.

Akram, Shaukat, Hussain, Khawaja, Butt et al. (2018) Mengusulkan untuk mengklasifikasikan puncak terlokalisasi menjadi S1 dan S2, fitur statistik berbasis waktu dan waktu telah digunakan. *Support Vector Machine* menggunakan *kernel* fungsi basis radial digunakan untuk klasifikasi detak jantung menjadi S1 dan S2 berdasarkan fitur yang diekstraksi. Kinerja sistem yang diusulkan dievaluasi menggunakan *Accuracy*, *Sensitivity*, *Specificity*, *F-measure* dan *Total Error*. Hasil menunjukkan bahwa algoritma Lokalisasi yang diusulkan mencapai akurasi hingga 97% dan menghasilkan kesalahan rata-rata total terkecil di antara 3 peserta tantangan teratas. Algoritma klasifikasi mencapai akurasi hingga 91%

Lubaib and Muneer (2016) Makalah ini membahas tentang implementasi sistem diagnostik sebagai detektor dan pengklasifikasi; untuk penyakit jantung. Berbagai sampel suara jantung diklasifikasikan menggunakan Pengklasifikasi *Support Vector Machine* (SVM), *K-Nearest-Neighbor* (KNN), *Bayesian* dan *Gaussian Mixture Model* (KNN). Dengan akurasi *Classifier* SVM dengan kasus KNN 99,8% dan akurasi *Classifier Bayesian* dengan kasus GMM 99,8%.

Yadav, Dutta, Travieso and Alonso (2018) Makalah ini mengusulkan metode algoritmik untuk membedakan suara jantung normal dari yang tidak normal menggunakan data suara PCG. Analisis *cepstrum* telah dilakukan pada kedua jenis sinyal dan fitur yang diekstrak dari bunyi jantung. Algoritma telah mencapai akurasi 95% dengan nilai sensitivitas 100%

Yadav, Singh, Dutta and Travieso (2019) Kerangka yang diusulkan melibatkan pemrosesan strategis dan pembingkai suara jantung untuk mengekstrak fitur diskriminatif untuk pembelajaran mesin. Fitur yang paling menonjol dipilih dan digunakan untuk melatih pengklasifikasi yang diawasi untuk deteksi otomatis penyakit jantung. Metode yang diusulkan mencapai akurasi 97,78% dengan tingkat kesalahan yang sama sebesar 2,22% untuk klasifikasi suara jantung abnormal dan normal.

Oh, Jahmunah, Ooi, Tan, Ciccio, Yamakawa, Tanabe, Kobayashi and Acharya (2020) Penelitian ini mengklasifikasikan lima jenis suara jantung, yaitu normal, *stenosis aorta*, *prolaps katup mitral*, *stenosis mitral*, dan *regurgitasi mitra*. Mencapai akurasi pelatihan 97% untuk klasifikasi suara jantung menjadi lima kelas. Akurasi klasifikasi tertinggi yaitu 98,20% dicapai untuk kelas normal.

Nassralla, El Zein and Hajj (2017) Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menyajikan algoritma klasifikasi otomatis untuk rekaman PCG anomali (status jantung normal vs. abnormal). Pendekatan yang diusulkan diuji melalui dataset PhysioNet untuk menghasilkan akurasi, spesifisitas, dan sensitivitas masing-masing 92%, 98%, dan 78%.

Karar, El-Khafif and El-Brawany (2017) Metode yang dikembangkan meliputi tiga langkah utama sebagai berikut. Pertama, satu siklus sinyal suara jan-

tung secara otomatis dideteksi dan disegmentasi berdasarkan properti waktu dari sinyal jantung. Kedua, siklus tersegmentasi diproses sebelumnya dengan transformasi *wavelet* diskrit dan kemudian eksponen Lyapunov terbesar dihitung untuk menghasilkan fitur dinamis deret waktu bunyi jantung. Akhirnya, pohon klasifikasi berbasis aturan diberi makan oleh eksponen Lyapunov ini untuk memberikan keputusan akhir tentang status kesehatan jantung. Metode yang dikembangkan telah berhasil diujicobakan pada dua puluh dua dataset suara jantung normal dan murmur dengan tingkat keberhasilan 95,5%

Singh, Meitei and Majumder (2020) Makalah ini memiliki tujuan untuk mengklasifikasikan database praktis suara jantung real-time yang telah disiapkan untuk Tantangan PhysioNet / CinC 2016. Sebelum langkah praproses, lima (05) detik pertama dari sinyal PCG biasanya dianalisis karena panjang sinyal PCG bervariasi dari 5 hingga 120 detik. Pada tahap praproses, filter *bandpass Butterworth* dengan frekuensi cut-off 20 dan 350 Hz diterapkan. Ini untuk menghilangkan suara bising dan murmur yang tidak diinginkan. Kemudian algoritma penghilangan lonjakan diterapkan untuk menghilangkan amplitudo yang tidak diinginkan dari sinyal PCG. Satu set gambar skalogram 2D dihasilkan pada aplikasi transformasi wavelet kontinu. Menggunakan teknik deep learning melalui pretrained model (GoogleNet), gambar skalogram digunakan untuk melatih dan memvalidasi model. Model yang diusulkan ini mencapai akurasi keseluruhan 87,96% dengan sensitivitas dan spesifisitas 88,58% dan 87,96%.

Zabihi, Rad, Kiranyaz, Gabbouj and Katsaggelos (2016) Makalah ini bertujuan untuk mengembangkan metode klasifikasi otomatis untuk deteksi anomali (normal vs. abnormal) dan kualitas (baik vs. buruk) rekaman PCG tanpa segmentasi. Untuk tujuan ini, subset dari 18 fitur dipilih di antara 40 fitur berdasarkan skema pemilihan fitur *wrapper*. Fitur-fitur ini diambil dari domain waktu, frekuensi, dan frekuensi waktu tanpa segmentasi apa pun. Algoritma yang diusulkan mencapai skor keseluruhan 91,50% (sensitivitas 94,23% dan spesifisitas 88,76%) dan 85,90% (sensitivitas 86,91% dan spesifisitas 84,90%) masing-masing pada set data uji kereta dan tak terlihat.

Ismail, Siddiqi and Akram (2018) Makalah ini menyajikan survei komprehensif dari berbagai metode yang diusulkan untuk analisis otomatis sinyal PCG dengan tujuan untuk mengevaluasi *state-of-the-art* saat ini dan untuk menentukan domain potensial dari analisis yang efektif. Penulis melaporkan presisi dan perolehan lebih dari 90% untuk 90 jantung mengalahkan sinyal yang dikumpulkan dari 55 pasien dan 35 sehat subjek.

He, Zhang, Wang, Li, Sheng and Zhao (2016) Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan algoritma yang efisien untuk menganalisis sinyal suara jantung yang dapat digunakan untuk pemantauan penyakit *kardiovaskular*. Dalam algoritme, analisis *wavelet (coif5)* dengan 5 level dekomposisi pertama kali diterapkan pada sinyal suara jantung untuk menghilangkan noise de-

ngan menggunakan ambang batas tetap lembut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *Sensitivity* (Se), *Specificity* (Sp) dan skor keseluruhan masing-masing adalah 0.87, 0.61, dan 0.74.

Sotaquirá, Alvear and Mondragón (2018) Beberapa pendekatan komputasi berdasarkan analisis fonokardiogram (PCG) telah diusulkan untuk mengklasifikasikan suara jantung menjadi normal atau abnormal, tetapi paling sering tidak mencapai tingkat sensitivitas (Se) dan spesifisitas (Sp) yang dapat diterima atau memerlukan penggunaan perangkat keras khusus . Mereka mengusulkan pendekatan baru untuk klasifikasi PCG. Sistem diuji pada dataset yang diperluas yang terdiri dari sampel yang seimbang dari 18179 siklus normal dan abnormal, mencapai nilai Se dan Sp masing-masing 91,3% dan 93,8%.

Perbandingan hasil penelitian di atas dapat dilihat pada tabel di bawah ini:

Tabel 2.1: Ringkasan riset terkait

No.	Judul	Penulis / Tahun	Hasil Riset	Kelebihan	Kekurangan
1	<i>Automated Detection Of Heart Valve Siseases Using Chirplet Transform and Multiclass Composite Classifier with PCG Signals</i>	Walter Samit Kumar Ghosh, R.N. Ponnalagu, R.K. Tripathy / 2020	Skema ekstraksi ciri menunjukkan kinerja yang lebih baik (OA 98,33%) untuk pendeteksian VHD menggunakan pengklasifikasi <i>Multiclass Composite Classifier</i> Skema ekstraksi ciri menunjukkan kinerja yang lebih baik (OA 98,33%) untuk pendeteksian VHD menggunakan pengklasifikasi komposit multikelas.	Pendekatan yang diusulkan memperoleh akurasi keseluruhan tertinggi dibandingkan dengan metode yang ada menggunakan database yang sama.	Metode analisis TF seharusnya masih dapat dikembangkan untuk ekstraksi fitur dari sinyal PCG.

Tabel 2.1: Ringkasan riset terkait

No.	Judul	Penulis / Tahun	Hasil Riset	Kelebihan	Kekurangan
2	<i>PCG Classification using a Neural Network Approach</i>	Iga Grzegorz, Mateusz Solinski, Michal Lepek, Anna Perka, Jacek Rosinki, Joanna Rymko, Katarzyna Stepień, Jan Gieraltowski / 2016	Skor keseluruhan terbaik yang mereka raih pada fase resmi Tantangan PhysioNet 2016 adalah 0,79 dengan spesifisitas 0,76 dan sensitivitas 0,81.	metode ini sangat efektif dalam mendeteksi sinyal dari pasien dengan regurgitasi mitral, yang mewakili mayoritas rekaman yang diklasifikasikan sebagai tidak normal pada langkah ini.	hasil akan jauh lebih baik jika informasi tentang letak stetoskop di dada lebih banyak terperinci.
3	<i>Quality Assessment and Classification of Heart Sounds Using PCG Signals</i>	Quratul-ain Mubarak, Muhammad Usman Akram, Arslan Shaukat, and Aneeqa Ramazan / 2019	Menilai kualitas sinyal dengan kriteria yang telah ditentukan berdasarkan jumlah puncak dan zero crossing dari sinyal PCG. Fitur domain waktu dan frekuensi telah diekstraksi untuk digunakan untuk klasifikasi, yang dilakukan menggunakan pengklasifikasi KNN.	Memiliki nilai akurasi yang cukup tinggi yaitu 94.73%.	Belum ditingkatkan dengan mengintegrasikan fitur domain waktu dan frekuensi serta menggunakan teknik canggih pembelajaran mesin.

Tabel 2.1: Ringkasan riset terkait

No.	Judul	Penulis / Tahun	Hasil Riset	Kelebihan	Kekurangan
4	<i>Analysis of pcg signals using quality assessment and homomorphic filters for localization and classification of heart sounds</i>	Akram, M. U., Shaukat, A., Hussain, F., Khawaja, S. G., Butt, W. H. / 2018	Mengusulkan untuk mengklasifikasikan puncak terlokalisasi menjadi S1 dan S2, fitur statistik berbasis waktu dan waktu telah digunakan.	algoritma Lokalisasi yang diusulkan mencapai akurasi hingga 97% dan menghasilkan kesalahan rata-rata total terkecil di antara 3 peserta tantangan teratas.	Kinerja metodologi yang diusulkan dapat lebih ditingkatkan dengan mengintegrasikan waktu dan fitur domain frekuensi dan menggunakan teknik pembelajaran mesin lain seperti jaringan saraf konvolusional, regresi logistik dan pengoptimalan gerombolan partikel, dll.
5	<i>The heart defect analysis based on pcgsignals using pattern recognition techniques</i>	Lubaib, P. and Muner, K. A. / 2016	Keluaran sistem adalah klasifikasi suara sebagai normal atau tidak normal dan jika tidak normal, jenis kelainan apa yang ada	Dengan akurasi Classifier SVM dengan kasus KNN 99,8% dan akurasi Classifier Bayes dengan kasus GMM 99,8%	Hasil seharusnya masih bisa ditingkatkan untuk mencapai akurasi 100%

Tabel 2.1: Ringkasan riset terkait

No.	Judul	Penulis / Tahun	Hasil Riset	Kelebihan	Kekurangan
6	<i>Automatic classification of normal and abnormal pcg recording heart sound recording using fourier transform</i>	Yadav, A., Dutta, M. K., Travieso, C. M. and Alonso, J. B / 2018	Fitur yang diekstrak dilatih dan diuji dengan bantuan pengklasifikasi SVM.	Metode yang diusulkan telah mencapai akurasi 95%.	Makalah ini belum berkonsentrasi untuk mengeksplorasi lebih banyak lagi metode pra-pemrosesan yang efisien untuk membuat dikembangkan algoritma kebal terhadap sinyal <i>noise signals</i> .

Tabel 2.1: Ringkasan riset terkait

No.	Judul	Penulis / Tahun	Hasil Riset	Kelebihan	Kekurangan
7	<i>Machine learning-based classification of cardiac diseases from PCG recorded heart sounds</i>	Yadav, A., Singh, A., Dutta, M. K. and Travieso, C. M / 2019	Akurasi terbaik 97,78% diberikan oleh pengklasifikasi SVM dengan spesifisitas 97,78%, sensitivitas 98,46% dan tingkat kesalahan yang sama (EER) 2,22% untuk diagnosis penyakit jantung yang dapat dianggap berpotensi memberikan kontribusi penting untuk skrining penyakit jantung. penyakit jantung.	Akurasi yang mereka dapatkan sudah cukup baik yaitu 97,78 dan hasil makalah ini dapat menjadi referensi yang bagus bagi penulis untuk penelitian kelainan jantung.	Akurasi hampir sempurna seharusnya masih dapat ditingkatkan agar mencapai 100%.
8	<i>Classification of heart sound signals using a novel deep wavenet model,</i>	Oh, S. L., Jahmunah, V., Ooi, C. P., Tan, R.-S., Ciaccio, E. J., Yamakawa, T., Tanabe, M., Kobayashi, M. and Acharya, U. R. / 2020	mencapai akurasi pelatihan 97% untuk klasifikasi suara jantung menjadi lima kelas. Akurasi klasifikasi tertinggi yaitu 98,20% dicapai untuk kelas normal	Nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas tinggi 97%, 92,5%, dan 98,1% dicapai dengan model WavNet mereka.	1. Waktu diperlukan untuk model yang akan dibangun dan dilatih sebelum klasifikasi.

Tabel 2.1: Ringkasan riset terkait

No.	Judul	Penulis / Tahun	Hasil Riset	Kelebihan	Kekurangan
9	<i>Classification of Normal and Abnormal Heart Sounds</i>	Nassralla, M., El Zein, Z. and Hajj, H. / 2017	Pendekatan yang diusulkan diuji melalui dataset PhysioNet untuk menghasilkan akurasi, spesifisitas, dan sensitivitas masing-masing 92%, 98%, dan 78%.	akurasi dan sensitivity sudah cukup baik karena diatas 90%	sensitivity baru 78%.
10	<i>Automated Diagnosis of Heart Sounds Using Rule-Based Classification Tree</i>	Karar, M. E., El-Khaff, S. H. and El-Brawany, M. A. / 2017	Metode yang dikembangkan telah berhasil diujicobakan pada dua puluh dua dataset suara jantung normal dan murmur dengan tingkat keberhasilan 95,5%.	tingkat keberhasilan sudah tinggi karena diatas 90%	Artikel ini tidak berisi penelitian apa pun dengan peserta manusia atau hewan yang dilakukan oleh penulis mana pun.
11	<i>Short PCG classification based on deep learning</i>	Singh, S. A., Meitei, T. G. and Majumder, S. / 2020	Model yang diusulkan ini mencapai akurasi keseluruhan 87,96% dengan sensitivitas dan spesifisitas 88,58% dan 87,96%.	Metode yang diusulkan berdasarkan pembelajaran mendalam telah menetapkan pendekatan alternatif untuk menganalisis klasifikasi PCG	Hasil masih dibawah 90%

Tabel 2.1: Ringkasan riset terkait

No.	Judul	Penulis / Tahun	Hasil Riset	Kelebihan	Kekurangan
12	<i>Heart sound anomaly and quality detection using ensemble of neural-networks without segmentation</i>	Zabihi, M., Rad, A. B., Kiranyaz, S., Gabbouj, M. and Katsaggelos, A. K. / 2016	Algoritma yang diusulkan mencapai skor keseluruhan 91,50% (sensitivitas 94,23% dan spesifisitas 88,76%) dan 85,90% (sensitivitas 86,91% dan spesifisitas 84,90%).	Skor algoritma keseluruhan sudah cukup baik yaitu diatas 90%.	Belum merancang fitur khusus dan pengklasifikasi tambahan untuk deteksi kualitas dapat meningkatkan kinerja sistem.
13	<i>Localization and classification of heart beats in phonocardiography signals a comprehensive review</i>	Ismail, S., Siddiqi, I. and Akram, U. / 2018	Hasil dirangkum untuk detak jantung normal, detak jantung berisik, dan berbagai patologi menggunakan metrik seperti akurasi dan laju deteksi.	Lokalisasi dan klasifikasi detak telah menjadi area penelitian utama dengan tujuan untuk membedakan antara suara jantung normal dan abnormal	pemodelan sinyal kompleks membawa tantangannya sendiri dan membutuhkan sejumlah besar data untuk setiap patologi, persyaratan yang sulit dipenuhi dalam kumpulan data yang tersedia saat ini.

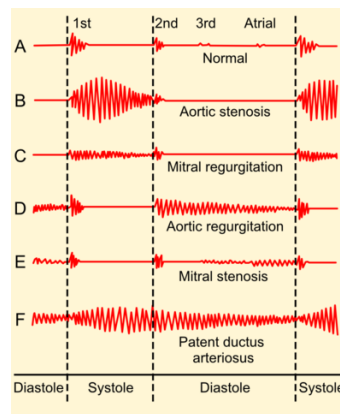
Tabel 2.1: Ringkasan riset terkait

No.	Judul	Penulis / Tahun	Hasil Riset	Kelebihan	Kekurangan
14	<i>Classification of Heart Sound Signals Based on AR Model</i>	He, R., Zhang, H., Wang, K., Li, Q., Sheng, Z. and Zhao, N. / 2016	Hasil penelitian menunjukkan bahwa Sensitivity (Se), Specificity (Sp) dan skor keseluruhan masing-masing adalah 0.87, 0.61, dan 0.74.	waktu komputasi berjalan cepat yang dapat memenuhi klasifikasi waktu nyata	Skor keseluruhan belum cukup baik karena dibawah 90%
15	<i>Phonocardiogram classification using deep neural networks and weighted probability comparisons</i>	Sotaquira, M., Alvear, D. and Mondragon, M. / 2018	mencapai nilai Se dan Sp masing-masing 91,3% dan 93,8%.	sudah mendapatkan hasil yang cukup tinggi karena diatas 90%	meskipun batasan utama dari pekerjaan itu adalah kebutuhan perangkat keras khusus untuk pra-pemrosesan PCG dan dekomposisi sinyal menjadi beberapa pita frekuensi, yang membatasi penerapannya dalam pengaturan klinis.

2.2 Phonocardiogram (PCG)

Menurut Chakrabarti, Saha, Roy and Chel (2015) PCG (*Phonocardiogram*) adalah metode pendaftaran suara jantung, yang dapat ditampilkan secara visual pada grafik. Rekaman PCG terdiri dari indikasi statistik bio-akustik kondisi fungsional jantung. Untuk mendapatkan PCG, mikrofon ditempatkan di dada seseorang dan sinyal yang direkam secara digital diplot pada grafik. Teknik

ini mempromosikan analisis visual dari suara jantung, sehingga memungkinkan investigasi secara lengkap ketergantungan temporal antara mekanik proses jantung dan suara yang dihasilkan. Kemampuan untuk menganalisis dan menghitung jantung secara matematis suara seperti yang direkam secara digital oleh PCG memberikan nilai yang berharga informasi mengenai kondisi jantung dan efek obat jantung di atasnya. Analisis dan karakterisasi otomatis dari sinyal PCG memainkan peran penting dalam diagnosis dan pemantauan *Valvular Heart Disease* (VHD).



Gambar 2.1: Gambar kelainan jantung berdasarkan gelombang dari PCG Pereira et al. (2016)

2.3 *Valvular Heart Disease* (VHD)

Menurut Sesupport (2017) penyakit katup jantung ditandai dengan kerusakan atau cacat pada salah satu dari empat katup jantung: *mitral*, *aorta*, *trikuspid* atau *pulmonal*.

Katup *mitral* dan *trikuspid* mengontrol aliran darah antara atrium dan ventrikel (bilik jantung bagian atas dan bawah). Katup paru mengontrol aliran darah dari jantung ke paru-paru, dan katup aorta mengatur aliran darah antara jantung dan aorta, dan dengan demikian pembuluh darah ke seluruh tubuh. Katup mitral dan aorta adalah katup yang paling sering terkena penyakit katup jantung.

Katup yang berfungsi normal memastikan bahwa darah mengalir dengan kekuatan yang tepat ke arah yang tepat pada waktu yang tepat. Pada penyakit katup jantung, katup menjadi terlalu sempit dan mengeras (stenotik) untuk membuka sepenuhnya, atau tidak dapat menutup sepenuhnya (tidak kompeten).

Katup stenotik memaksa darah untuk kembali ke ruang jantung yang berdekatan, sementara katup yang tidak kompeten memungkinkan darah bocor kembali ke ruang yang sebelumnya keluar. Untuk mengimbangi aksi pemom-

paan yang buruk, otot jantung membesar dan menebal, sehingga kehilangan elastisitas dan efisiensi. Selain itu, dalam beberapa kasus, penggumpalan darah di ruang jantung memiliki kecenderungan lebih besar untuk menggumpal, meningkatkan risiko stroke atau emboli paru.

Tingkat keparahan penyakit katup jantung bervariasi. Pada kasus ringan mungkin tidak ada gejala, sedangkan pada kasus lanjut, penyakit katup jantung dapat menyebabkan gagal jantung kongestif dan komplikasi lainnya. Pengobatan tergantung pada luasnya penyakit

2.4 Klasifikasi

Menurut Mutrofin, Izzah, Kurniawardhani and Masrur (2015) Klasifikasi adalah salah satu tugas dari *data mining* yang bertujuan untuk memprediksi label kategori benda yang tidak diketahui sebelumnya, dalam membedakan antara objek yang satu dengan yang lainnya. berdasarkan atribut atau fitur.

2.5 Ringkasan

Ada beberapa hal yang perlu menjadi catatan dari Bab ini sebagai berikut:

1. Dari beberapa referensi penelitian yang penulis baca sinyal PCG sudah terbukti bisa diklasifikasi untuk mendiagnosa suara jantung dan beberapa penyakit jantung. Serta dapat dikembangkan untuk pendeteksi otomatis terhadap kelainan jantung berdasarkan suara jantung dari sinyal PCG.
2. Dari beberapa referensi penelitian yang penulis baca sebagian besar referensi memiliki akurasi yang cukup tinggi yaitu diatas 87%.
3. *Dataset* dari kebanyakan referensi penelitian yang penulis baca didapatkan dari PhysioNet *Classification of Heart Sound Recordings - The PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2016 v1.0.0* (2016) namun dari dataset tersebut belum menghasilkan akurasi maksimal karena dataset tersebut kurang baik dan susah diolah.

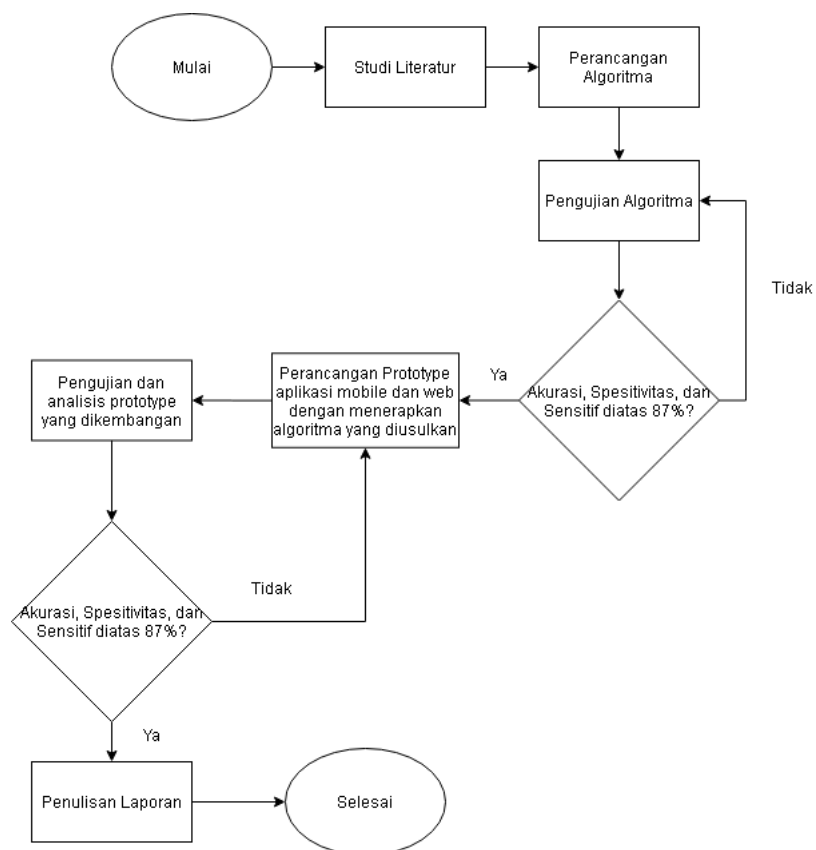
Bab III

Metodologi dan Desain Sistem

3.1 Metode Penelitian

3.1.1 Framework Penelitian

Metodologi yang dilakukan dalam menyelesaikan penelitian ini ditunjukkan pada diagram alir 3.1 dibawah ini :



Gambar 3.1: Diagram Alir Riset *Framework*

Berikut penjelasan dari masing-masing tahapan riset :

1. Studi Litaratur

Pada tahapan ini penulis melakukan *review* terhadap penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya dan penulis merangkum hasil serta teori yang dibutuhkan dalam penelitian. Penulis melakukan dengan membaca jurnal dan artikel yang berkaitan. Pada tahap ini juga penulis menganalisis kelebihan dan kekurangan dari setiap jurnal yang dibaca.

2. Perancangan Algoritma

Pada tahapan ini penulis melakukan eksperimen berbagai algoritma klasifikasi dan melakukan perancangan untuk mendapatkan algoritma terbaik yang dapat diusulkan. Hasil dari tahap ini adalah algoritma yang terbaik untuk mendeteksi VHD.

3. Pengujian Algoritma

Pada tahapan penulis melakukan pengujian algoritma yang diusulkan dengan cara melakukan validasi hasil deteksi algoritma dengan anotasi yang diberikan oleh *database* GitHub Son, Kwon et al. (2018) Pada tahapan ini juga penulis melakukan perhitungan akurasi, spesivisiti dan sensitiviti untuk mengukur performansi algoritma yang diusulkan.

4. Perancangan Sistem dengan Menerapkan Algoritma yang diusulkan

Pada tahap ini penulis melakukan perancangan *prototype* aplikasi *mobile* dan *web* yang akan dibuat. Perancangan yang dilakukan meliputi perancangan skema sistem yang akan dibangun dan analisis kebutuhan *prototype*. Pada tahap ini pula algoritma yang diusulkan diterapkan ke dalam *prototype* sistem deteksi. Hasil dari tahapan ini adalah rancangan dari *prototype* sistem deteksi VHD yang mampu menjalankan algoritma.

5. Pengujian dan Analisis *Prototype* yang dikembangkan

Pada tahap ini penulis melakukan pengujian terhadap performansi *prototype* yang dikembangkan. Hasil dari tahap ini adalah nilai-nilai performansi dari *prototype* yang dikembangkan.

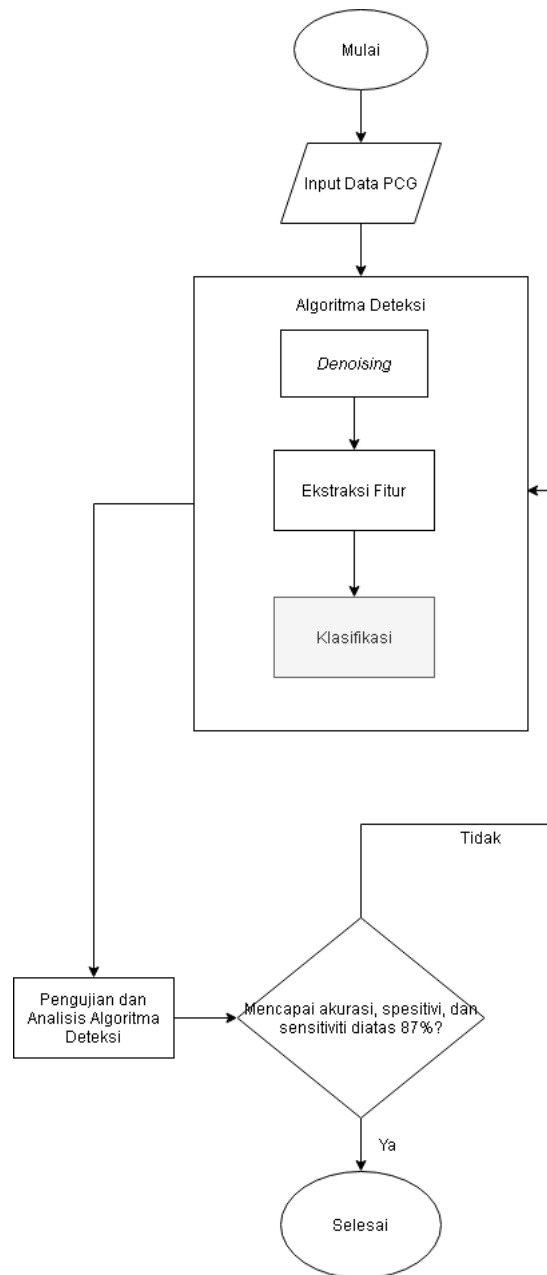
6. Penulisan Laporan

Pada tahap ini penulis menyusun laporan terkait penelitian yang dilakukan mengikuti metode perancangan tata tulis ilmiah. Hasil dari tahapan ini adalah buku tugas akhir.

3.1.2 Metodologi untuk Mencapai Tujuan Penelitian

A) Metodologi untuk mencapai objektif pertama

Metodologi yang dilakukan dalam mencapai objektif pertama adalah sebagai berikut :



Gambar 3.2: Diagram Alir Metodologi Objektif Pertama

Berikut adalah penjelasan untuk setiap tahapan metodologi :

(a) **Input Data PCG**

Data PCG diambil dari *database* GitHub Son et al. (2018) yang merupakan 1000 *audio file* dari rekaman PCG. Data dibagi menjadi 5 kategori sinyal suara jantung (sinyal PCG) dari berbagai sumber

yang terdiri dari 1 kategori normal dan 4 kategori abnormal. Besar data untuk satu record adalah 1000 sampel data.

(b) **Perancangan Algoritma**

Pada tahap ini dilakukan percobaan terhadap algoritma deteksi VHD yang meliputi *filtering*, ekstraksi ciri, dan klasifikasi. Hasil yang diinginkan dari masing-masing algoritma adalah sebagai berikut :

a. Luaran dari algoritma *Denoising* adalah data PCG yang telah bersih dari *noise*.

b. Luaran dari tahap ekstraksi ciri adalah berhasil terdeteksinya VHD pada PCG dengan baik serta nilai-nilai fitur ciri sebagai masukan tahap klasifikasi.

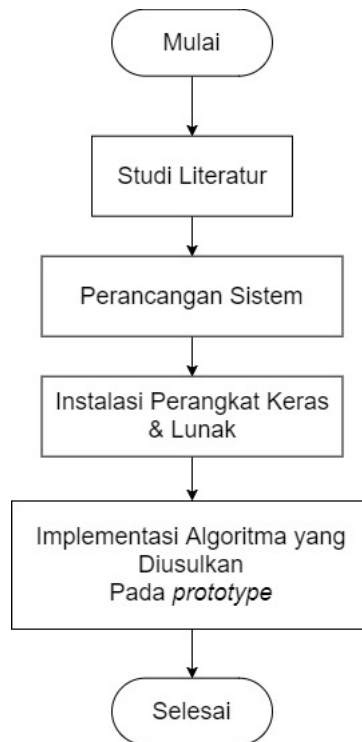
c. Luaran dari tahap klasifikasi adalah algoritma deteksi yang dapat mendeteksi VHD kelainan *Murmur in systole (MVP)*; *Mitral Regurgitation (MR)*; *Mitral Stenosis*; *Aortic Stenosis* seperti yang dinyatakan oleh Son et al. (2018) dan sinyal non-VHD.

(c) **Analisis Hasil Algoritma Deteksi**

Setelah algoritma deteksi diterapkan, dilakukan analisis terhadap algoritma apakah algoritma yang digunakan memiliki hasil yang akurat atau tidak. Analisis dilakukan dengan cara melihat data PCG berdasarkan anotasi apakah sama atau tidak dengan data yang dihasilkan oleh algoritma.

B) **Metodologi untuk mencapai objektif kedua**

Berikut adalah skema *prototype* yang akan dibangun untuk mencapai objektif kedua :



Gambar 3.3: Diagram Alir Metodologi Objektif Kedua

Berikut adalah penjelasan dari masing-masing tahapan :

(a) **Studi Literatur**

Pada tahap ini dilakukan studi untuk mengkaji pengembangan-pengembangan *prototype* sejenis yang telah dilakukan. Hal ini bertujuan untuk mempelajari bagaimana sistem deteksi kelainan katup jantung bekerja pada umumnya, melakukan riset tentang lunak yang diperlukan dalam membangun sistem, dan batasan-batasan sistem. Hasil dari tahapan ini adalah daftar perangkat yang dibutuhkan untuk membangun sistem.

(b) **Perancangan Sistem**

Pada tahap ini dilakukan perancangan sistem berdasarkan literatur yang telah dipelajari antara lain, mekanisme pengiriman dan penerimaan data, bagaimana data diproses, dan bagaimana informasi dari data tersebut diberikan.

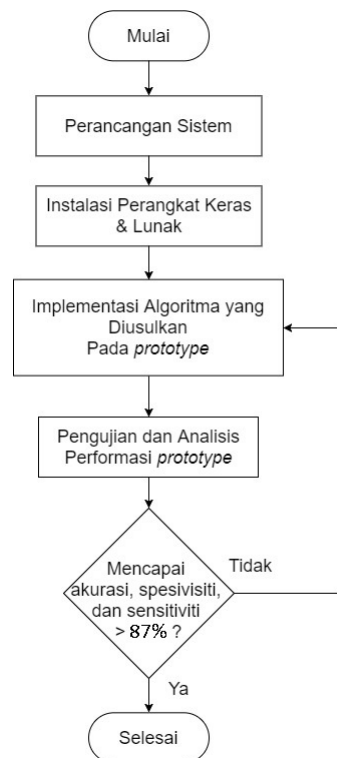
(c) **Instalasi Perangkat Keras & Perangkat Lunak**

Pada tahap ini dilakukan implementasi dari hasil perancangan sistem, meliputi membuat modul perangkat keras, *web service*, dan *web client*, *mobile app*.

(d) **Implementasi Algoritma Pada Sistem**

Pada tahap ini dilakukan implementasi dari algoritma yang telah disiapkan untuk diterapkan dalam sistem. Hasil dari tahapan ini adalah sistem dapat menjalankan algoritma dengan baik dan memberi hasil seperti yang diinginkan.

C) **Metodologi untuk mencapai objektif ketiga** Metodologi yang dilakukan dalam mencapai objektif ketiga adalah sebagai berikut :



Gambar 3.4: Diagram Alir Metodologi Objektif Ketiga

Berikut adalah penjelasan untuk setiap tahapan metodologi :

(a) **Perancangan Sistem**

Tahap ini merumuskan kebutuhan perangkat keras dan lunak yang dibutuhkan untuk membangun *prototype* serta merancang skema pertukaran data dan informasi di dalam sistem

(b) **Instalasi Perangkat Lunak dan Keras**

Pada tahap ini dilakukan konfigurasi kebutuhan perangkat lunak seperti *setup* alat stetoskop yang sudah di hubungkan ke perangkat lunak, instalasi android Studio pada sistem operasi.

(c) **Implementasi Algoritma yang Diusulkan**

Pada tahap ini dilakukan implementasi algoritma deteksi terbaik yang telah dilakukan pada tahap sebelumnya. Algoritma akan melakukan deteksi terhadap data yang di dapat dari stetoskop (PCG).

(d) **Analisis Akurasi Deteksi**

Pada tahap ini dilakukan analisis terhadap algoritma deteksi yang diterapkan pada *prototype*. Jika akurasi deteksi yang dihasilkan tidak jauh berbeda antara deteksi menggunakan data dari stetoskop dan data dari *database* GitHub Son et al. (2018), maka implementasi algoritma pada *prototype* dikatakan berhasil.

3.1.3 Analisis Kebutuhan Sistem

A) Spesifikasi Perangkat Keras

- Intel(R) Core(TM) i5-10300H CPU @ 2.50GHz (8 CPUs), ~ 1.8GHz
- Memory 16GB
- SSD 512 MB

B) Spesifikasi Perangkat Lunak

- Windows 10 Home 64-bit
- Python 3.8
- Visual Studio Code

3.1.4 Data

Data yang digunakan dalam melakukan penelitian ini adalah data suara jantung dari *database* GitHub Son et al. (2018) *Classification-of-Heart-Sound-Signal-Using-Multiple-Features*. Data berupa 5 kategori sinyal suara jantung (sinyal PCG) dari berbagai sumber yang berisi 1 kategori normal dan 4 kategori abnormal. *database* GitHub Son et al. (2018) Jumlah total file audio adalah 1000 untuk normal dan abnormal kategori (200 file audio / per kategori), file dalam format .wav.

3.1.5 Metrik Uji

Metrik pengujian yang digunakan dalam melakukan pengujian algoritma adalah metrik yang juga digunakan pada penelitian-penelitian sebelumnya Ghosh et al. (2020). Meliputi akurasi dan spesifikasi.

Persamaan Akurasi

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (3.1)$$

Persamaan Spesifisiti

$$specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3.2)$$

Persamaan Sensitiviti

$$sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.3)$$

Di mana TP dan TN melambangkan total dari kebenaran klasifikasi denyut VHD (True Positive) dan non-VHD (True Negative) sebanyak N sampel. Sedangkan FP dan FN melambangkan total dari kesalahan klasifikasi denyut VHD (False Positive) dan non-VHD (False Negative) sebanyak N denyut sampel.

3.1.6 Metode Pengujian

Untuk mengetahui keberhasilan seluruh rancangan diperlukan adanya pengujian, baik secara perangkat maupun algoritma. Hal ini ditujukan mengetahui apakah tujuan tugas akhir ini tercapai.

Tujuan Pengujian

Tujuan dari pengujian ini adalah untuk membuktikan akurasi dari algoritma klasifikasi yang dibangun dan menguji fitur apa saja yang memiliki kontribusi besar dalam tahap deteksi VHD.

Skenario Pengujian

Berikut adalah algoritma klasifikasi yang ingin dilakukan :

Tabel 3.1: *Algoritma Klasifikasi*

No	Algoritma Klasifikasi
1	KNN
2	SVM
3	Naive Bayes
4	Keras Sequential Model (<i>Deep Learning</i>)

Dengan menggunakan ketiga algoritma di atas, penelitian ini akan melakukan pengujian algoritma deteksi VHD menggunakan skenario sebagai berikut :

1. Skenario 1 : KNN

Pada skenario ini dilakukan algoritma KNN untuk deteksi terjadinya VHD. Jika ini merupakan algoritma terbaik nantinya akan digunakan pada *prototype* yang akan dibuat.

2. Skenario 2 : SVM

Pada skenario ini dilakukan algoritma SVM untuk deteksi terjadinya VHD. Jika ini merupakan algoritma terbaik nantinya akan digunakan pada *prototype* yang akan dibuat.

3. Skenario 3 : Naive Bayes

PPada skenario ini dilakukan algoritma Naive Bayes untuk deteksi terjadinya VHD. Jika ini merupakan algoritma terbaik nantinya akan digunakan pada *prototype* yang akan dibuat.

4. Skenario 4 : Keras Sequential Model

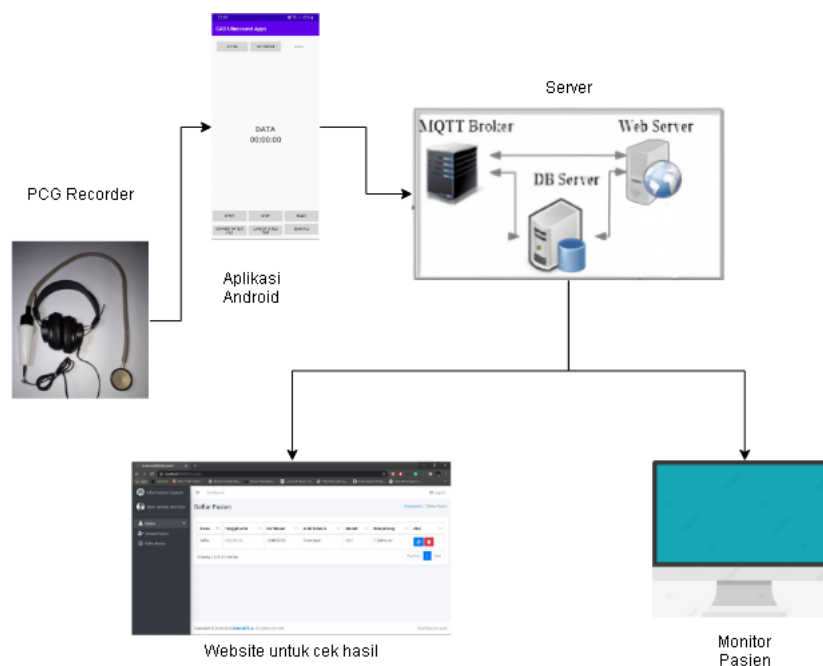
PPada skenario ini dilakukan *deep learning* untuk deteksi terjadinya VHD. Jika ini merupakan algoritma terbaik nantinya akan digunakan pada *prototype* yang akan dibuat.

3.1.7 Perbandingan Hasil Penelitian

Tugas Akhir ini melakukan perbandingan hasil yang didapat dengan penelitian sejenis yang telah dilakukan oleh (Ghosh et al., 2020).

3.2 Desain Sistem

Gambar 3.5 adalah ilustrasi desain dari sistem dari tugas akhir ini.



Gambar 3.5: Desain Sistem yang direncanakan

Seperti terlihat pada Gambar 3.5 *PCG Recorder* disambungkan ke perangkat mobile via *bluetooth* untuk dioperasikan. Lalu perangkat mobile mengirim

data ke server yang nanti akan di deteksi *by request* (Tidak secara *real time*) pada *server* untuk mengurangi beban *server*. Lalu hasil diagnosa dapat diakses pada *website* yang akan dbuat serta akan dimonitor.

3.3 Ringkasan

Ada beberapa hal yang perlu menjadi catatan dari Bab ini sebagai berikut:

1. Nilai akurasi, spesivisiti, dan sensitiviti yang diharapkan diatas 87% berdasarkan referensi yang sudah penulis baca.
2. *Dataset* didapatkan dari database Github yang berjumlah 1000 untuk suara jantung normal dan abnormal kategori (200 file audio / per kategori), file dalam format .wav.
3. Metodologi dibagi menjadi 3 objektif utama yang dapat dilihat pada gambar 3.2, gambar 3.3, dan gambar 3.4.

Bab IV

Hasil dan Pembahasan

Pada bab ini akan dibahas hasil dari algoritma klasifikasi dan hasil pengujian skenario yang dilakukan terhadap data MIT-BIH dan data dari sensor EKG AD8232.

4.1 Hasil Pengujian (wajib ada)

Setelah melaksanakan pengujian sistem seperti yang telah dibahas pada bab sebelumnya sub bab ini akan memaparkan hasil dari percobaan.

4.1.1 Hasil Algoritma Klasifikasi (disesuaikan)

Algoritma klasifikasi yang diusulkan bertujuan agar dapat mendeteksi VHD yang memiliki morfologi yang berbeda-beda. Yang membedakan morfologi VHD ke dalam 4 jenis Abnormal dan Satu jenis Normal. Dalam penelitian ini telah berhasil dilakukan pengembangan algoritma klasifikasi untuk mendeteksi VHD jenis AS, MVP, MR, MS, dan N. Hasil dari algoritma yang dapat membedakan VHD jenis jenis AS, MVP, MR, MS, dan N dapat dilihat sebagai berikut :

Tabel 4.1: *Hasil Algoritma Klasifikasi*

Classifier	Fitur	Akurasi	Spesifisiti	Sensitiviti
SVM	MFCC	96%	100%	87,5%
KNN	MFCC	95%	100%	85%
Naive Bayes	MFCC	74%	92,5%	70%

Tabel 4.2: *Hasil Algoritma Deep Learning*

Model	Fitur	Akurasi	Spesifisiti	Sensitiviti
Keras Sequential Model	MFCC	99,5%	100%	100%

4.2 Pembahasan (wajib ada)

Berdasarkan hasil analisis pada skenario-skenario di atas, penulis mencoba untuk melakukan perhitungan performansi algoritma secara bersamaan semua kelas atau *multi class* pada semua algoritma. Dari seluruh algoritma yang telah dilakukan nilai akurasi sudah cukup tinggi untuk semua algoritma. Performa algoritma classifier yang kurang baik pada kasus ini adalah naive bayes dengan akurasi 74%. Dari seluruh algoritma klasifikasi yang memiliki akurasi paling tinggi adalah SVM dengan akurasi 96%. Sedangkan secara keseluruhan metode *Deep Learning* lebih unggul dibandingkan dengan ketiga algoritma klasifikasi dengan akurasi 99,5%.

4.3 Ringkasan (wajib ada)

Ada beberapa hal yang perlu menjadi catatan dari Bab ini sebagai berikut:

1. Akurasi, Spesifisity, dan Sensitivity terbaik dihasilkan dari metode *deep learning* dengan model keras sequential.

Bab V

Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan (wajib ada)

Tugas akhir ini telah mencapai semua obyektif yang disebutkan pada Bab I, sebagai berikut:

1. Obyektif Pertama sudah tercapai. Bukti capaian dapat dilihat pada hasil akurasi yang sudah lebih dari 87% lebih tepatnya 99,5%. Beberapa algoritma sudah bisa melakukan deteksi VHD dengan 4 jenis abnormal dan 1 jenis normal.

5.2 Saran (wajib ada)

Berdasarkan proses perancangan dan pengujian sistem, penulis melihat beberapa pengembangan rancangan dan langkah pengujian yang dapat dilakukan, antara lain:

Daftar Pustaka

- Akram, M. U., Shaukat, A., Hussain, F., Khawaja, S. G., Butt, W. H. et al. (2018), ‘Analysis of pcg signals using quality assessment and homomorphic filters for localization and classification of heart sounds’, *Computer methods and programs in biomedicine* **164**, 143–157.
- Akram, M. U., Shaukat, A., Ramazan, A. et al. (2019), Quality assessment and classification of heart sounds using pcg signals, *in* ‘Applications of Intelligent Technologies in Healthcare’, Springer, pp. 1–11.
- Chakrabarti, T., Saha, S., Roy, S. and Chel, I. (2015), Phonocardiogram signal analysis - practices, trends and challenges: A critical review, *in* ‘2015 International Conference and Workshop on Computing and Communication (IEMCON)’, pp. 1–4.
- Classification of Heart Sound Recordings - The PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2016 v1.0.0* (2016), <https://physionet.org/content/challenge-2016/1.0.0/>. (Accessed on 11/29/2020).
- Ghosh, S. K., Ponnalagu, R., Tripathy, R. and Acharya, U. R. (2020), ‘Automated detection of heart valve diseases using chirplet transform and multi-class composite classifier with pcg signals’, *Computers in Biology and Medicine* **118**, 103632.
- Grzegorzcyk, I., Soliński, M., Lepek, M., Perka, A., Rosiński, J., Rymko, J., Stepień, K. and Gierałtowski, J. (2016), Pcg classification using a neural network approach, *in* ‘2016 Computing in Cardiology Conference (CinC)’, IEEE, pp. 1129–1132.
- He, R., Zhang, H., Wang, K., Li, Q., Sheng, Z. and Zhao, N. (2016), Classification of heart sound signals based on ar model, *in* ‘2016 Computing in Cardiology Conference (CinC)’, IEEE, pp. 605–608.
- Ismail, S., Siddiqi, I. and Akram, U. (2018), ‘Localization and classification of heart beats in phonocardiography signals—a comprehensive review’, *EU-RASIP Journal on Advances in Signal Processing* **2018**(1), 26.

- Karar, M. E., El-Khaff, S. H. and El-Brawany, M. A. (2017), ‘Automated diagnosis of heart sounds using rule-based classification tree’, *Journal of medical systems* **41**(4), 60.
- Lubaib, P. and Muneer, K. A. (2016), ‘The heart defect analysis based on pcg signals using pattern recognition techniques’, *Procedia Technology* **24**, 1024–1031.
- Mutrofin, S., Izzah, A., Kurniawardhani, A. and Masrur, M. (2015), ‘Optimasi teknik klasifikasi modified k nearest neighbor menggunakan algoritma genetika’, *Jurnal Gamma* **10**(1).
- Nassralla, M., El Zein, Z. and Hajj, H. (2017), Classification of normal and abnormal heart sounds, in ‘2017 Fourth International Conference on Advances in Biomedical Engineering (ICABME)’, IEEE, pp. 1–4.
- Oh, S. L., Jahmunah, V., Ooi, C. P., Tan, R.-S., Ciaccio, E. J., Yamakawa, T., Tanabe, M., Kobayashi, M. and Acharya, U. R. (2020), ‘Classification of heart sound signals using a novel deep wavenet model’, *Computer Methods and Programs in Biomedicine* p. 105604.
- Pereira, D., Gomes, P., Faria, S., Cruz-Correia, R. and Coimbra, M. (2016), Teaching cardiopulmonary auscultation in workshops using a virtual patient simulation technology — a pilot study, Vol. 2016, pp. 3019–3022.
- Sesupport, S. (2017), ‘Valvular heart disease’.
URL: https://www.hopkinsmedicine.org/heart_vascular_institute/conditions_treatments/conditions
- Singh, S. A., Meitei, T. G. and Majumder, S. (2020), Short pcg classification based on deep learning, in ‘Deep Learning Techniques for Biomedical and Health Informatics’, Elsevier, pp. 141–164.
- Son, G.-Y., Kwon, S. et al. (2018), ‘Classification of heart sound signal using multiple features’, *Applied Sciences* **8**(12), 2344.
- Sotaquirá, M., Alvear, D. and Mondragón, M. (2018), ‘Phonocardiogram classification using deep neural networks and weighted probability comparisons’, *Journal of medical engineering & technology* **42**(7), 510–517.
- Yadav, A., Dutta, M. K., Travieso, C. M. and Alonso, J. B. (2018), Automatic classification of normal and abnormal pcg recording heart sound recording using fourier transform, in ‘2018 IEEE International Work Conference on Bioinspired Intelligence (IWOBI)’, IEEE, pp. 1–9.

- Yadav, A., Singh, A., Dutta, M. K. and Travieso, C. M. (2019), ‘Machine learning-based classification of cardiac diseases from pcg recorded heart sounds’, *Neural Computing and Applications* pp. 1–14.
- Zabihi, M., Rad, A. B., Kiranyaz, S., Gabbouj, M. and Katsaggelos, A. K. (2016), Heart sound anomaly and quality detection using ensemble of neural networks without segmentation, *in* ‘2016 Computing in Cardiology Conference (CinC)’, IEEE, pp. 613–616.

Lampiran A

Jadwal Kegiatan

The table 5.2 is an example of referenced L^AT_EXelements. Laporan proposal ini akan dijadwalkan sesuai dengan tabel yang diberikna berikutnya.

Tabel 5.1: Jadwal kegiatan proposal tugas akhir

No	Kegiatan	Bulan ke-																							
		1				2				3				4				5				6			
1	Studi Literatur																								
2	Pengumpulan Data																								
3	Analisis dan Perancangan Sistem																								
4	Implementasi Sistem																								
5	Analisa Hasil Implementasi																								
6	Penulisan Laporan																								

Lampiran B

Jadwal Kegiatan

The table 5.2 is an example of referenced L^AT_EXelements. Laporan proposal ini akan dijadwalkan sesuai dengan tabel yang diberikna berikutnya.

No	Kegiatan	Bulan ke-																							
		1				2				3				4				5				6			
1	Studi Literatur																								
2	Pengumpulan Data																								
3	Analisis dan Perancangan Sistem																								
4	Implementasi Sistem																								
5	Analisa Hasil Implementasi																								
6	Penulisan Laporan																								

Tabel 5.2: Jadwal kegiatan proposal tugas akhir