

Ekstraksi Ciri Sinyal Suara Jantung

Pratondo Busono

Pusat Teknologi Elektronika, BPPT

**)pratondo.busono@bppt.go.id*

Abstrak

Suara detak jantung dihasilkan dari akselerasi maupun deselerasi dari aliran darah yang dipengaruhi karena pembukaan maupun penutupan katup jantung secara tiba-tiba dan tegangan tiba-tiba struktur intracardiac. Proses ini akan memunculkan suara detak jantung yakni suara S1 dan suara S2 pada keadaan pasien normal. Pada penderita gangguan jantung, diantara suara S1 dan S2 akan muncul suara S3 dan S4. Pada auskultasi jantung, dokter mendiagnosa pasien dengan mendengarkan suara jantung menggunakan stetoskop. Untuk kegunaan analisa otomatis, seluruh informasi yang dibutuhkan untuk diagnosa perlu digitasi dan ditampilkan pada perangkat visual. Sehingga segmentasi dan klasifikasi dapat menghasilkan diagnose dan tindakan medis yang tepat.

Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan algoritma untuk ekstraksi ciri sinyal suara jantung. Metoda yang digunakan mencakup akusisi sinyal jantung, pemrosesan awal dan segmentasi/ekstraksi ciri. Sinyal jantung diperoleh dari stetoskop elektronik. Pemrosesan awal digunakan filter lolos pita. Segmentasi digunakan model semi Markov tersembunyi.

Hasil percobaan menunjukkan bahwa ekstraksi ciri dari sinyal suara jantung menghasilkan beberapa parameters seperti segmen suara S1, segmen sistolis, segmen suara S2 dan segmen diastolis. Performa algoritma ditest dengan menggunakannya untuk evaluasi rekaman dari beberapa objek yang mencakup pasien normal atau upnormal.

Kata Kunci: auskultasi; suara jantung; elektronik stetoskop; segmentasi, Hidden Semi Markov Model

1 Pendahuluan

Penyakit kardiovaskular merupakan salah satu penyebab utama kematian di dunia. Pada tahun 2015, sekitar 17.5 juta orang meninggal akibat penyakit kardiovaskular, yang mereprestasikan 31% dari kematian global. Di Indonesia, penyakit jantung merupakan salah satu penyebab kematian, yakni sekitar 20% penduduk mengidap penyakit jantung [1]. Peralatan medis yang biasa digunakan untuk mengetahui kesehatan jantung adalah ECG. Akan tetapi, alat ini hanya dapat mengukur kelistrikan jantung dan tidak dapat digunakan untuk mengetahui gangguan mekanis seperti

gangguan pada katup jantung pada saat jantung bekerja. Auskultasi adalah salah satu metoda pemeriksaan jantung dengan mendengarkan suara jantung melalui stetoskop. Akan tetapi tidak semua petugas medis maupun dokter yang terbiasa menggunakan stetoskop untuk memeriksa kelainan jantung. Stetoskop elektronik merupakan perangkat medis elektronik yang dapat digunakan untuk merekam suara jantung, menyimpannya atau mengirim ke dokter spesialis untuk dianalisa lebih lanjut. Aktivitas pengiriman suara detak jantung maupun analisisnya banyak dijumpai pada telemedicine. Salah satu tantangan dalam auskultasi adalah sulitnya mendeteksi dan menginterpretasi dari karakteristik akustik yang terkait dengan suara jantung untuk jantung yang tidak normal.

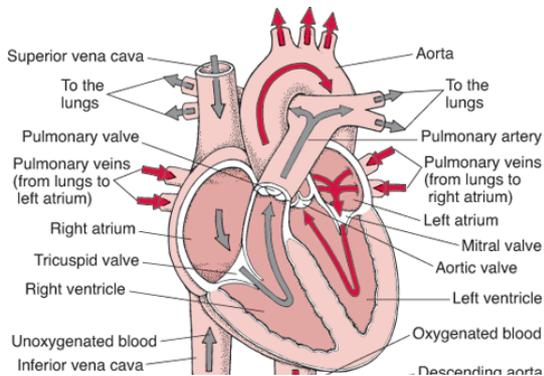
Segmentasi suara jantung merupakan salah satu tahapan dalam pengembangan aplikasi untuk analisa jantung secara otomatis. Banyak peneliti tentang segmentasi sinyal bunyi jantung. Liang et al [2] melakukan segmentasi suara jantung dengan menggunakan envalogram. Fanfula et al. [3] menggunakan Fuzzy Logic untuk segmentasi maupun identifikasi suara jantung yang dapat beroperasi meskipun pada kondisi adanya anomali jantung dan tanpa ada sinyal acuan lainnya seperti sinyal ECG. Kerangka untuk deteksi arrhythmia yang didasarkan pada variabilitas jantung, juga disajikan pada penelitian mereka.

Fokus dari penelitian ini adalah pengembangan aplikasi untuk segmentasi dari suara jantung dengan menggunakan algoritma model semi Markov tersembunyi.

2 Suara Jantung

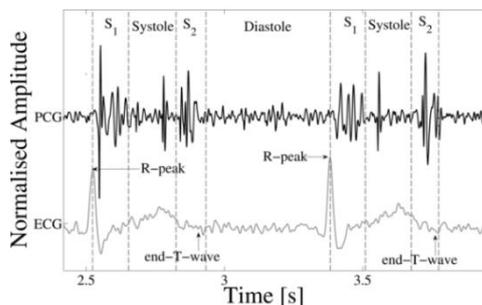
Jantung memiliki 4 ruang utama, yakni serambi kanan dan serambi kiri (atrium) serta bilik kanan dan bilik kiri (ventrikel), seperti yang terlihat pada Gambar 1. Darah kotor baik yang berasal dari bagian atas tubuh maupun bagian bawah tubuh masuk ke serambi kanan jantung melalui vena kava. Darah tersebut selanjutnya dipompa ke bilik kanan melalui katup tricuspid. Darah tersebut selanjutnya dipompa ke paru-paru melalui katup pulmonary dan arteri paru-paru (pulmonary artery) untuk mendapatkan tambahan oksigen. Dari paru-

paru darah yang telah mendapatkan oksigen tersebut mengalir ke serambi kiri melalui vena paru-paru. Dari serambi kiri darah dipompa ke bilik kiri melalui katup mitral. Dari serambi kiri darah tersebut selanjutnya dipompa ke seluruh tubuh melalui pembuluh arteri.



Gambar 1. Anatomi Jantung

Suara jantung dihasilkan dari proses aktivitas mekanis maupun dinamis dari aliran darah dalam rongga jantung. Dalam identifikasi penyakit jantung, maka analisa terhadap suara jantung yang dihasilkan dapat digunakan untuk identifikasi penyakit jantung. Auskultasi merupakan aktivitas medis untuk mendengar suara jantung dengan menggunakan stetoskop.



Gambar 2. Suara pertama (S1) dan kedua (S2) [5]

Suara jantung yang dapat didengar selama auskultasi adalah suara pertama (S1) dan suara kedua (S2), seperti yang terlihat pada Gambar 2. Untuk kebanyakan pasien sehat, maka yang terdengar adalah suara jantung normal yakni suara pertama dan suara kedua. Suara pertama (S1) merepresentasikan penutupan katup mitral atau katup tricuspid, yang berlangsung hampir serempak, setelah darah kembali dari tubuh

maupun paru-paru. Setelah itu mulailah segmen tekanan sistolis. Suara ke dua (S2) menyatakan mulai penutupan katup aorta dan katup paru-paru yang berlangsung hampir bersamaan, dimana darah keluar dari jantung dan dipompa keseluruh tubuh. Inilah akhir dari segmen tekanan sistolis dan mulainya segmentasi daerah diastolis.

3 Metoda

3.1 Pengumpulan Data

Rekaman suara jantung yang digunakan untuk uji coba diperoleh dari kumpulan data yang disediakan oleh PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2016 [6]. Kumpulan data mengandung 3000 rekaman dengan berbagai durasi, karakteristik derau, dan karakteristik akustik. Kondisi jantung ditampilkan dalam sejumlah rekaman yang mencakup penyakit jantung valvular, murmur jinak, penyakit pada arteri, dan arrhythmia. Rekaman dalam kumpulan data tersebut diambil dari berbagai lokasi pada permukaan tubuh baik anak-anak maupun dewasa. Data banyak yang rusak karena adanya beberapa derau seperti misalnya suara percakapan, gerakan stetoskop, suara pernapasan, dan suara saluran pencernaan.

3.2 Pemrosesan Awal

Preprocessing dilakukan untuk menghilangkan derau pada suara jantung agar diperoleh hasil segmentasi yang akurat. Dalam preprocessing, dilakukan pula kegiatan resampling dan normalisasi sinyal suara jantung yang telah direkam. Sebelum dilakukan resampling, sinyal suara jantung terlebih dahulu ditapis dengan menggunakan filter lolos rendah Chebyshev Tipe-I dengan frekuensi potong pada 882 Hz. Informasi yang dapat diekstrak dari sinyal suara jantung terletak pada rentang frekuensi 50-700 Hz.

3.3 Ekstraksi Ciri

Model Markov tersembunyi (HMM) adalah model statistik dimana suatu sistem yang dimodelkan sebagai proses Markov dengan keadaan (*state*) yang tersembunyi, dengan kata lain urutan keadaan tidak terobservasi.

Diantara perluasan model Markov konvensional (HMM), model semi Markov tersembunyi (HSMM) yang banyak digunakan. Salah satu keuntungan dari HSMM adalah bahwa model ini memperbolehkan bentuk fungsi distribusi yang lebih umum dan bervariasi, jadi tidak hanya sebuah bentuk geometri sederhana. Dalam HSMM setiap keadaan tersembunyi merupakan rantai semi

Markov dengan penambah distribusi durasi keadaan (state duration). Dengan kata lain bahwa dalam model Markov biasa (HMM), setiap keadaan (state) hanya dapat menghasilkan satu output observasi, sedangkan pada HSMM, setiap keadaan (state) dapat memancarkan serangkaian output observasi. Rentang waktu urutan output observasi ditentukan oleh variabel durasi dari masing-masing keadaan (state).

Implementasi HSMM untuk segmentasi sinyal suara jantung, diawali dengan mendefinisikan terlebih dahulu keadaan (state) siklus jantung. Siklus jantung didefinisikan sebagai model semi Markov dengan 4 keadaan (state), yakni segmen S1, segmen sistolis, segmen S2 dan segmen diastolis. Algoritma HSMM yang digunakan dalam penelitian ini mengadopsi pendekatan HSMM yang dikembangkan oleh Schimdt [7], yakni dengan menambahkan model HMM dengan probabilitas durasi waktu pada setiap keadaan. Sehingga model HSMM dapat ditulis dengan persamaan berikut:

$$\lambda = (\pi, A, B, P) \quad (1)$$

dimana π adalah distribusi keadaan awal suara jantung, A adalah matrik transmisi dari empat keadaan suara jantung, B adalah matrik distribusi observasi dan p adalah fungsi kerapatan probabilitas dari waktu yang diharapkan untuk tetap pada setiap keadaan suara jantung tertentu.

Komponen dari matrik transmisi, a_{ij} , yakni probabilitas keadaan j pada $t+1$ dari keadaan i pada t , yang dapat dinyatakan dengan persamaan berikut [8]:

$$a_{ij} = P(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i) \quad (2)$$

dimana q_t adalah *time-state vector* yang menyatakan keadaan pada waktu t , S adalah keadaan individual, dimana untuk siklus jantung S dapat dinyatakan $S = \{S1, systolis, S2, diastolis\}$. Karena p ditambahkan pada proses iterasi dari B , hanya matrik transisi keadaan A yang Markovian. Maka model disebut sebagai model semi-Markov tersembunyi (HSMM). Model HSMM yang dikembangkan oleh Springer et al merupakan peningkatan dari model HSMM yang dikembangkan oleh Schmidt dalam 3 cara : 1) menggunakan fungsi observasi yang diturunkan dari regresi logistik untuk matrik B untuk menggantikan fungsi distribusi Gaussian, 2) memperluas algoritma Viterbi untuk memprediksi durasi keadaan yang memungkinkan di luar berawalnya maupun berakhirnya sinyal suara jantung untuk memberikan durasi keadaan pada titik batas, 3) menggunakan 4 fitur *envelope* dari suara jantung untuk *input model*, termasuk *homomorphic*

envelope, *Hilbert envelope*, *wavelet envelope* dan *power spectral density envelope* [Springer et al, 2016]. Penetapan parameter dapat dijelaskan sebagai berikut. Probabilitas transmisi pada matrik A diinisialisasi dengan nilai 0, kecuali transisi yang memungkinkan antara keadaan keadaan yang berurutan ($S1 \rightarrow systole$, $systole \rightarrow S2$, $S2 \rightarrow diastole$ dan $diastole \rightarrow S1$) yang diberi nilai 1. Probabilitas distribusi keadaan awal pada matrik π diberi nilai sama dengan 0.25 untuk keseluruhan empat keadaan. Matrik B dan p dilatih dengan menjalankan algoritma Viterbi yang dimodifikasi untuk keseluruhan training data. Empat buah *envelope* yang telah disebut sebelumnya dihitung dan dinormalisasi dengan basis per perekaman dikurangi dengan mean dan dibagi dengan standar deviasi untuk setiap recording. Setelah proses normalisasi ke empat *envelope feature vectors* di downsampling ke 50 Hz dengan menggunakan poly-phase antialiasing filter untuk meningkatkan kecepatan komputasi. *Envelope feature vector* demikian pula anotasi acuan terkait untuk keempat keadaan suara jantung dimasukkan ke model HSMM untuk pelatihan. Model berbasis HSMM yang dilatih dievaluasi dengan 11 database yakni training-b, training-c, training-d, training-e, training-f, test-b, test-c, test-d, test-e, test-g and test-l databases yang diperoleh dari PhysioNet/CinC Challenge [6].

3.4 Evaluasi

Misal $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$ merupakan munculnya posisi salah satu dari empat keadaan suara jantung. Parameter toleransi δ digunakan untuk menentukan segmentasi true positive (TP), false positive (FP), dan false negative (FN) untuk mengevaluasi algoritma segmentasi suara. Untuk notasi ke- i , ditandai dengan munculnya posisi x_i , kita hitung jumlah keadaan yang muncul dari hasil segmentasi otomatis pada dua daerah waktu, yakni $x_i - \delta \leq \text{keadaan yang muncul} \leq x_i + \delta$ dan $x_i + \delta \leq \text{keadaan yang muncul} \leq x_{i+1} - \delta$ [5]. Misal N_1 dan N_2 adalah jumlah keadaan yang muncul pada daerah 1 dan daerah 2.

- TP : Jika $N > 0$, $TP = TP + 1$, ini berarti muncul keadaan yang diharapkan, pada daerah waktu yang diharapkan.
- FP : 1) Jika $N_1 < 0$, $FP = FP + N_1 - 1$, berarti bahwa ada kemunculan keadaan yang disegmentasi lebih dari satu pada daerah waktu yang diharapkan, 2) jika $N_2 > 0$, $FP = FP + N_2$, berarti ada lebih dari satu kemunculan keadaan yang disegmenteasi pada daerah waktu yang tak diharapkan.

- FN : If $N < 0$, $FN = FN+1$, ini berarti hilangnya keadaan yang diharapkan muncul pada derah waktu yang diharapkan.

Pengukuran Sensitivitas Se , positive predictivity ($P+$, presisi), dan akurasi (Acc), dan $F1$ didefinisikan sebagai [5]:

$$Se = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

$$P+ = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (4)$$

$$Acc = \frac{TP}{TP+FP+FN} \times 100\% \quad (5)$$

$$F1 = \frac{2 \times Se \times P+}{Se + P+} \times 100\% \quad (6)$$

Parameter toleransi δ memiliki pengaruh kunci pada besarnya evaluasi.

Untuk sinyal suara jantung, ada empat keadaan dalam satu siklus jantung. Schmidt et. Al [7] menggunakan toleransi sekitar 60 ms dan suara jantung dinyatakan dengan TP jika nilai tengah antara keadaan (state) suara jantung yang disegmentasikan (S1 dan S2) lebih dekat nilainya dengan dibandingkan toleransi ke titik tengah keadaan yang ditandai. Pada pendekatan HSMMnya Springer et al [8], nilai toleransinya diberikan nilai sekitar 100 ms. Dalam penelitian ini akan digunakan beberapa nilai toleransi yakni 30, 50, 70 dan 90 untuk menguji pengaruh parameter pada metrik evaluasi dan untuk mengidentifikasi konsistensi dari interval yang digunakan.

4 Hasil dan Pembahasan

Sebelum perangkat lunak digunakan untuk aplikasi telemedicine, proses training terlebih dahulu dilakukan dengan menggunakan database yang diambil dari Physionet/ Computing in Cardiology Challenge 2016, seperti yang terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Kumpulan Database

Database	#Pasien	#Recording
Training-a	121	409
Training-b	106	490
Training-c	31	31
Test-BPPT1	45	205
Test-BPPT2	14	14
Test-BPPT3	17	24

Database	Segmentasi (%)			#beat (stl koreksi)
	Abnormal	Normal	Tak Pasti	
Training-a	67.5	28.4	4.2	14,559
Training-b	14.9	60.2	24.9	3,353
Training-c	64.5	22.6	12.9	1,808
Training-d	47.3	47.3	5.5	835
Test-b	15.6	48.8	35.6	1,269
Test-c	64.3	28.6	7.1	853
Test-d	45.8	45.8	8.3	260

Tabel 2. Hasil Evaluasi untuk empat keadaan suara jantung dengan data training-a

Keadaan	TP	FN	FP	Se	P+	Acc	F1
S1	14.277	282	307	98.1	97.9	96.0	98.0
Systolis	14.323	283	310	98.1	97.9	96.0	98.0
S2	14.148	390	412	97.3	97.2	94.6	97.2
Diastolis	14.278	429	462	97.1	96.9	94.1	97.0

Catatan: parameter toleransi $\delta=90$

Tabel 3. Hasil Evaluasi untuk empat keadaan suara jantung dengan data training-b

Sate	TP	FN	FP	Se	P+	Acc	F1
S1	3.325	28	7	99.2	99.8	99.0	99.5
Systolis	3.349	29	7	99.1	99.8	98.9	99.5
S2	3.268	71	47	97.9	98.6	96.5	98.2
Diastolis	3.415	77	50	97.8	98.6	96.4	98.2

Catatan: parameter tolerasnsi $\delta=90$

Tabel 4. Hasil Evaluasi untuk empat keadaan suara jantung dengan data training-c

State	TP	FN	FP	Se	P+	Acc	F1
S1	1.719	89	36	95.1	97.9	93.2	96.5
Systolis	1.713	95	42	94.7	97.6	92.6	96.2
S2	1.589	218	163	87.9	90.7	80.7	89.3
Diastolis	1.603	226	173	87.6	90.3	80.1	88.9

Catatan: parameter tolerasnsi $\delta=90$

Tabel 6. Hasil Evaluasi untuk empat keadaan suara jantung dengan data Test-BPPT1

Kedaaan	TP	FN	FP	Se	P+	Acc	F1
S1	14.277	282	307	98.1	97.9	96.0	98.0
Systolis	14.323	283	310	98.1	97.9	96.0	98.0
S2	14.148	390	412	97.3	97.2	94.6	97.2
Diastolis	14.278	429	462	97.1	96.9	94.1	97.0

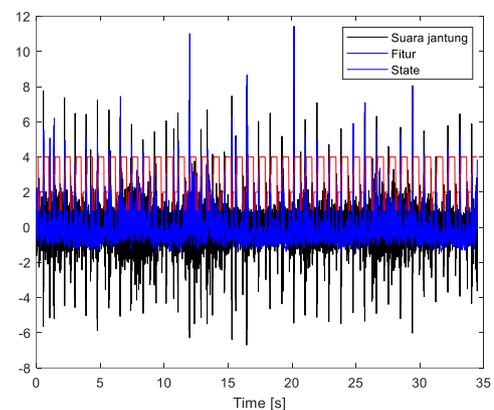
Catatan: parameter tolerasnsi $\delta=90$

Tabel 7. Hasil Evaluasi untuk empat keadaan suara jantung dengan data Test-BPPT2

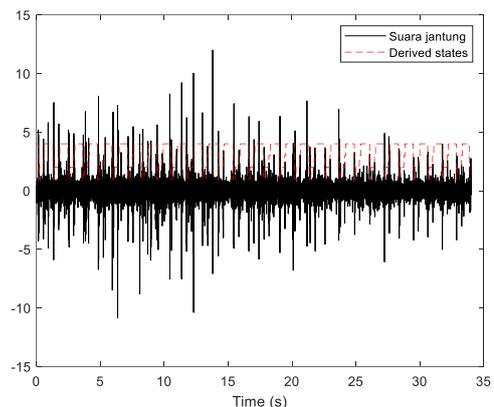
Kedaaan	TP	FN	FP	Se	P+	Acc	F1
S1	1.269	0	0	100	100	100	100
Systolis	1.275	0	0	100	100	100	100
S2	1.258	0	0	100	100	100	100
Diastolis	1.314	0	0	100	100	100	100

Catatan: parameter tolerasnsi $\delta=90$

Gambar 3 adalah signal suara jantung, fitur suara jantung dan keadaan (state) suara jantung. Untuk sebuah siklus jantung, ada 4 state yang dinyatakan dengan 4 segmen, seperti yang ditunjukkan pada garis merah. Sedangkan gambar 4 adalah sinyal suara jantung dan derived state.



Gambar 3. Signal suara jantung, fitur signal dan keadaan jantung jantung



Gambar 4. Sinyal suara jantung dan states turunan