

# DETEKSI OTOMATIS KELAINAN JANTUNG MENGGUNAKAN HIDDEN MARKOV MODEL (HMM)

Jondri dan Achmad Rizal  
 Institut Teknologi Telkom, Bandung  
 jdn@ittelkom.ac.id dan arz@ittelkom.ac.id

## ABSTRACT

The heart of patient having an heart attack must be controlled every time. Electrocardiogram signal (ECG) of patient is used as an indicator of the condition of patients heart. In this research, Hidden Markov Model (HMM) is used to distinguish Normal Sinus Rhythm (NSR) or Atrial Fibrillation (AF) from patient Electrocardiogram signal (ECG). Wavelet decomposition packet and c-means clustering is used to build feature vector and code book. The accuracy of this method has been of 95% (100% for NSR and 90% for AF). Segmentation of ECG signal is only performed for NSR.

**Keywords:** Electrocardiogram (ECG), Hidden Markov Model (HMM).

## 1. Pendahuluan

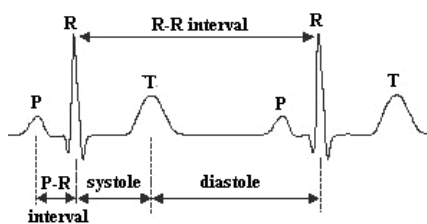
Pasien penyakit jantung yang dirawat di ruang ICU membutuhkan pengawasan (*monitoring*) non stop selama 24 jam. Monitoring dilakukan dengan mengamati sinyal ECG pasien. Seorang dokter spesialis jantung dapat dengan mudah membaca sinyal ECG untuk menentukan apakah pasien berada dalam kondisi normal atau butuh tindakan. Karena keterbatasan waktu, seorang dokter spesialis jantung tidak dapat selalu berada di ruang ICU untuk memantau kondisi pasien.

Berdasarkan pertimbangan di atas perlu dibangun perangkat lunak untuk mendeteksi kelainan jantung pasien berdasarkan sinyal ECG. Dengan adanya sistem ini diharapkan dapat membantu petugas medis, terutama perawat yang tidak terlatih membaca sinyal ECG, dalam menjalankan tugasnya. Pada Penelitian ini akan dilakukan klasifikasi terhadap sinyal ECG pasien apakah normal atau mengalami gangguan. Metoda yang digunakan dalam klasifikasi sinyal ECG ini adalah *Hidden Markov Model* (HMM) dengan pengamatan diskrit. Sinyal ECG yang merupakan sinyal kontinu terlebih dahulu diubah menjadi barisan pengamatan diskrit. Sinyal ECG yang akan dikenali adalah *Normal Sinus Rhythm* (NSR) atau *Atrial Fibrillation* (AF).

## 2. Dasar Teori

### 2.1. Electrocardiogram (ECG)

*Electrocardiogram* (ECG) merupakan suatu gambaran yang terbentuk sebagai hasil dari aktivitas listrik jantung. Sinyal ECG diambil dengan memasang elektroda pada titik tertentu ditubuh pasien. Sinyal electrocardiogram mempunyai bentuk spesifik sehingga dapat dijadikan sebagai acuan untuk menentukan kondisi kesehatan jantung. Sinyal ECG direkam menggunakan perangkat elektrokardiograf. Sebuah sinyal ECG normal mempunyai bentuk seperti Gambar 1.



Gambar 1. Gelombang ECG Normal

Menurut Tompkins<sup>[6]</sup>, gelombang ECG normal memiliki ciri-ciri seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Parameter Electrocardiogram

Gelombang ECG	Amplitude	ECG Interval	Durasi
P	< 0.3mV	P-R	0,12 – 0,20 dtk
R	1,6 – 3mV	Q-T	0,35 – 0,44 dtk
Q	25% dari R	S-T	0,05 – 0,15 dtk
T	0,1 – 0,5 mV	Q-R-S	0,06 - 0,10 dtk

Interval antara R-R menandakan periode dari detak jantung yang dapat dikonversikan menjadi *Heart Rate*:

$$HR = \frac{60000}{R-R} \text{ (bpm)}$$

R – R = adalah interval antara sinyal R dengan sinyal R yang diukur dalam milidetik. Interval R-R relatif konstan dari detak ke detak. Perubahan pada interval R-R menandakan adanya kecepatan jantung yang tidak wajar. Dalam pengambilan sinyal electrocardiogram terdapat berbagai metode yang bisa dilakukan yaitu<sup>[6]</sup>:

- *Standard Clinical ECG*  
Menggunakan 10 elektroda (12 *lead*) digunakan untuk menganalisis kondisi kesehatan jantung pasien.
- *Vectorcardiogram*  
Pemodelan potensial tubuh sebagai vektor 3 dimensi dengan menggunakan sadapan *bipolar* Einthoven. Pengambilan sinyal jantung melalui 3 titik tertentu pada tubuh.
- *Monitoring ECG*  
Menggunakan 1 atau 2 elektroda yang ditempelkan pada titik tertentu yang digunakan untuk memantau kondisi kesehatan jantung pasien dalam jangka waktu yang panjang.

Dalam penelitian ini digunakan teknik *vectorcardiogram* dengan teknik pengambilan sinyal.

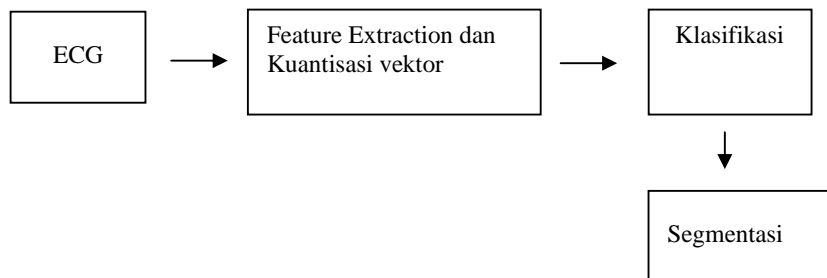
## 2.2 Hidden Markov Model (HMM)

*Hidden Markov Model* (HMM) adalah rantai markov dimana statenya tidak dapat diamati secara langsung. HMM mempunyai beberapa elemen, yaitu: N buah state  $\{s_1, s_2, s_3, \dots, s_n\}$ , M buah pengamatan untuk setiap state, misalkan  $\{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ , matriks peluang transisi  $A = [a_{ij}]$  dimana  $a_{ij} = P(x_{n+1} = s_j | x_n = s_i)$ , matriks peluang emisi  $B = [b_{i,k}]$  dengan  $b_{i,k} = P(O_t = v_k | X_t = s_i)$ , dan distribusi inisial  $\pi = [\pi_i(0)]$ , dimana  $\pi_i(0) = P(X_0 = s_i)$

Matriks peluang transisi A dan matriks peluang emisi B untuk masing-masing sinyal ECG yang akan dikenali ditentukan terlebih dahulu dengan menggunakan data training. Matriks A dan B hasil training ini akan digunakan dalam proses klasifikasi sinyal ECG, untuk deteksi otomatis kelainan jantung.

## 3. Perancangan Sistem Deteksi Otomatis Kelainan Jantung Menggunakan HMM

Deteksi otomatis kelainan jantung berdasarkan sinyal ECG dilakukan sesuai dengan diagram blok pada Gambar 2.



Gambar 2. Blok Diagram Klasifikasi Sinyal ECG

### 3.1 Sinyal ECG

Sinyal ECG yang digunakan diperoleh dari *internet*, yang terdiri dari 2 jenis sinyal yaitu *Normal Sinus Rhythm* (NSR) dan *Atrial Fibrillation* (AF). Sinyal ECG ini mempunyai durasi selama 2 detik.

### 3.2 Feature Extraction

#### 3.2.1 Pembentukan Vektor Ciri

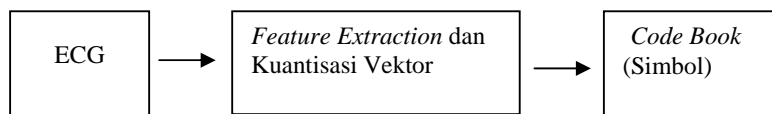
Proses pembentukan vektor ciri dilakukan dengan cara melakukan dekomposisi paket wavelet pada sinyal ECG yang dilakukan sampai level 5 dengan menggunakan Daubechies2 (db2) sebagai *mother wavelet*-nya. Proses ini akan menghasilkan 32 *subband* sinyal dengan lebar sekitar 7.8 Hz. Langkah selanjutnya adalah menghitung periodogram dari tiap subband hasil dekomposisi. Periodogram dari deretan data  $[x_1, x_2, \dots, x_n]$  dapat dihitung dengan rumus berikut<sup>[8]</sup>:

$$S(e^{j\omega}) = \frac{1}{n} \left| \sum_{l=1}^n x_l e^{-j\omega l} \right|^2$$

dimana  $X_l$  adalah sinyal ke l yang ditransformasikan ke domain frekuensi kemudian dikuadratkan menghasilkan *power spectral density* dari sinyal. Dari hasil perhitungan tersebut dihitung energi yang kemudian akan menjadi fitur dari sinyal ECG yang diamati. Hasilnya berupa matrik dengan ukuran 32x1.

### 3.2.2. Kuantisasi *vector*

Dengan menggunakan *K-means clustering* vektor ciri di atas diubah menjadi indeks *code book*. Simbol dibentuk dari tiap 4 elemen fitur dari tiap data berupa nilai-nilai *cluster* dari tiap 4 fitur yang dihasilkan pada proses pembentukan vektor ciri. Dari 32 elemen fitur menghasilkan 8 simbol yang merupakan hasil *clustering*, sehingga sinyal ECG akan berubah menjadi barisan diskrit yang berisi 8 buah simbol. Blok diagram pembentukan *code book* dapat dilihat pada Gambar 3.



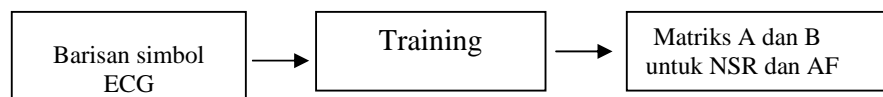
Gambar 3. Proses Pembentukan *Code Book* (Simbol)

### 3.3. Klasifikasi

Proses klasifikasi sinyal ECG dilakukan melalui dua tahap, yaitu tahap training dan tahap pengenalan.

#### 3.3.1 Training

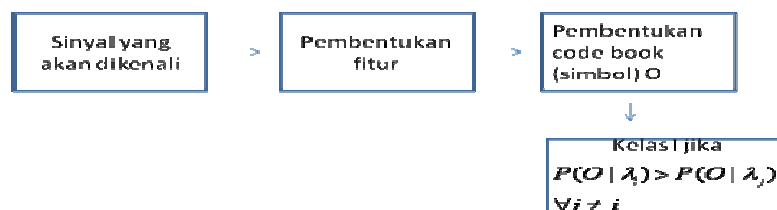
Pada tahap training ini dipilih 10 buah sinyal untuk masing-masing sinyal ECG *Normal Sinus Rhythm* (NSR) dan *Atrial Fibrillation* (AF). Proses ini dilakukan untuk membentuk matriks peluang transisi A dan matriks peluang emisi B. Blok diagram training dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Proses Training HMM

#### 3.3.2 Pengenalan

Untuk setiap jenis sinyal ECG, yaitu 10 buah sinyal NSR dan 10 buah sinyal AF digunakan sebagai masukan untuk menguji apakah sistem mengenalinya dengan benar. Sinyal yang digunakan pada saat training tidak dipakai lagi dalam proses pengenalan. Blok diagram pengenalan sinyal ECG dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Proses Klasifikasi Sinyal ECG

### 3.4 Segmentasi

Proses segmentasi dilakukan dengan memanfaatkan bentuk sinyal ECG, terutama keberadaan puncak gelombang P, R, dan T serta lembah dari gelombang yang menyatakan awal Q, akhir Q, awal T, dan akhir T. Dengan menggunakan informasi waktu terjadinya masing-masing kejadian ini, dapat dihitung nilai selang RR, selang QT, dan selang ST.

## 4. Hasil dan Diskusi

### 4.1 Hasil Pembentukan Vektor Ciri dan Kuantisasi Vektor

Vektor ciri diperoleh dengan melakukan dekomposisi paket *wavelet* pada sinyal ECG yang dilakukan sampai *level 5* dengan menggunakan *Daubechies2* (db2) sebagai *mother wavelet*-nya. Proses ini akan menghasilkan 32 *subband* sinyal dengan lebar sekitar 7.8 Hz. Langkah selanjutnya adalah menghitung periodogram dari tiap *subband* hasil dekomposisi. Dari hasil perhitungan tersebut dihitung energi yang kemudian akan menjadi fitur dari sinyal ECG yang diamati. Hasilnya berupa vektor dengan dimensi 32. Vektor ciri dengan dimensi 32 dibagi 8, sehingga masing-masing bagian memuat energi dari 4 *subband* sinyal yang berdekatan. Dengan menggunakan *K-means clustering* masing-masing baris (vektor) di atas diubah ke dalam *codebook* (simbol) yang menyatakan indeks dari *cluster*, jumlah *cluster* yang digunakan adalah 3. Sehingga untuk satu buah sinyal ECG tadi akan berubah menjadi barisan 8 buah simbol. Barisan simbol sinyal ECG di atas dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Barisan Simbol Sinyal ECG Af dan NSR

	Simbol							
Af11	3	3	2	3	1	2	3	3
Af12	3	3	2	3	1	3	3	3
Af13	3	1	1	1	3	3	3	3
Nsr11	1	1	1	2	3	2	3	2
Nsr12	1	1	1	1	1	2	3	3
Nsr13	1	1	1	3	3	2	3	3

**4.2 Hasil Training**

Dengan menggunakan 10 buah data training untuk sinyal ECG AF dan 10 data sinyal ECG NSR diperoleh matriks peluang transisi A, dan matriks peluang observasi B untuk masing-masing jenis ECG .

AF

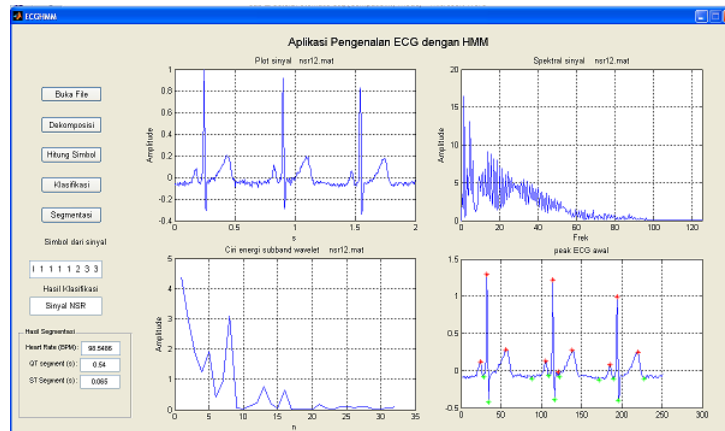
$$A = \begin{pmatrix} 0,62718 & 0,37282 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 0,082473 & 0,24528 & 0,67224 \\ 0,12691 & 0,21442 & 0,65867 \end{pmatrix}$$

NSR

$$A = \begin{pmatrix} 0,61153 & 0,38847 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 0,99572 & 3,9489e-007 & 0,0042773 \\ 0,23458 & 0,31564 & 0,44978 \end{pmatrix}$$

**4.3 Analisis**

Sistem perangkat lunak yang dikembangkan berdasarkan blok diagram dari tahap persiapan sampai tahap perhitungan dikembangkan dengan *software Matlab 7.1*. Adapun *interface* dari program adalah seperti pada Gambar 6. Kemudian program yang telah diimplementasikan ini diujicobakan pada data uji untuk masing-masing jenis sinyal ECG.



Gambar 6. *Interface* Program Deteksi Otomatis ECG

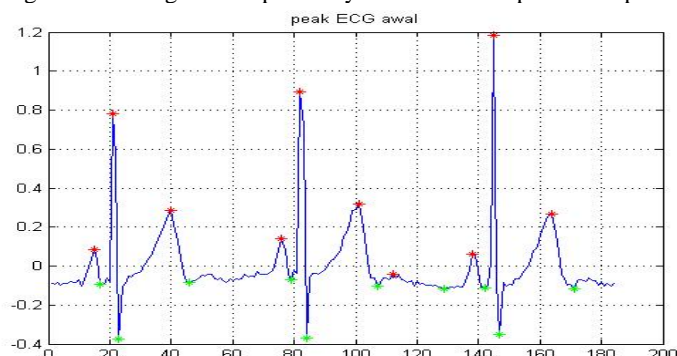
Data pengujian yang digunakan sebanyak 10 data uji untuk masing-masing jenis sinyal ECG. Hasil yang diperoleh dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi Sinyal ECG

Data	Dikenali		Persentase dikenali
	Atrial Fibrillation	Normal sinus rhythm	
Atrial Fibrillation	9	1	90%
Normal sinus rhythm	0	10	100%
Total			95%

Dari Tabel 3 terlihat bahwa sinyal ECG jenis Normal sinus rhythm dikenali secara benar seluruhnya. Hal ini disebabkan oleh keteraturan pola untuk semua sinyal ECG jenis ini. Sementara untuk jenis Atrial Fibrillation tingkat keberhasilan pengenalan sebesar 90%. Hal ini disebabkan gejala AF tidak terjadi setiap saat, sehingga jika diambil sinyal selama 2 detik ada kemungkinan pada selang tersebut sinyalnya mirip dengan NSR. Secara keseluruhan tingkat akurasi klasifikasi sebesar 95%.

Untuk menghitung selang RR, QT, dan ST pada masing-masing jenis sinyal ECG digunakan bentuk sinyal terutama puncak-puncak dan lembah dari sinyal ECG yang menandakan puncak gelombang P, R, dan T, serta lembah yang menandakan awal dan akhir QRS kompleks dan akhir dari T. Dengan menggunakan hasil ini dapat dihitung selang R-R, selang QT, dan selang ST. Hasil segmentasi pada sinyal ECG NSR dapat dilihat pada Gambar 7.



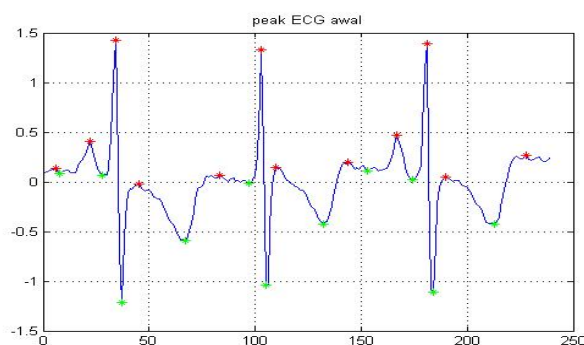
Gambar 7 Deteksi Puncak dan Lembah Sinyal ECG Jenis NSR.

Hasil segmentasi untuk sinyal ECG jenis NSR dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Segmentasi Sinyal ECG

Sinyal	Pengukuran			Acuan		
	RR(Bpm)	QT	ST	RR(Bpm)	QT	ST
NSR11	127	0,536	0,07	60-120	0,35-0,44	0,05-0,15
NSR12	98	0,54	0,065	60-120	0,35-0,44	0,05-0,15
NSR13	92	0,604	0,135	60-120	0,35-0,44	0,05-0,15
NSR14	87	0,616	0,135	60-120	0,35-0,44	0,05-0,15
NSR15	89	0,608	0,135	60-120	0,35-0,44	0,05-0,15
NSR16	90	0,6	0,135	60-120	0,35-0,44	0,05-0,15
NSR17	90	0,608	0,15	60-120	0,35-0,44	0,05-0,15
NSR18	91	0,592	0,125	60-120	0,35-0,44	0,05-0,15
NSR19	97	0,576	0,125	60-120	0,35-0,44	0,05-0,15
NSR20	95	0,576	0,12	60-120	0,35-0,44	0,05-0,15

Jika dibandingkan dengan kondisi acuan terlihat bahwa selang RR sesuai dengan nilai acuan kecuali sinyal NSR11. Sementara selang ST hasil pengukuran semua sesuai dengan acuan. Tapi selang QT yang diperoleh melebihi nilai acuan. Karena bentuk sinyal ECG jenis AF yang tidak beraturan maka cara seperti ini tidak dapat digunakan untuk melakukan segmentasi pada sinyal ECG jenis AF seperti terlihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Deteksi Puncak dan Lembah Sinyal ECG Jenis AF.

## Daftar Pustaka

- [1] Rizal, A dan Suryani, V. (2008). Pengenalan Sinyal EKG Menggunakan Dekomposisi Paket Wavelet dan K-Means Clustering, Preceeding Seminar Nasional Teknologi, Informasi (SNATI 2008), Juni 2008, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, ISSN : 1907-5022.

- [2] Fetty F.L, Rizal, A, dan, Usman, K. (2007). Deteksi Kelainan Jantung Berdasarkan, Variasi Amplituda dan Interval Sinyal EKG, Jurnal Tugas Akhir.
- [3] Abdila, R, Rizal, A, dan, Jondri (2008). Segmentasi Sinyal Suara Jantung Menggunakan, Metode Hidden Markov Model (HMM), Konferensi Nasional Matematika XIV 2008.
- [4] Widjaja, S (1990). ECG Praktis, Binarupa Aksara, Jakarta.
- [5] Webster, John G. (1998). Medical Instrumentation Application and Design, John Wiley & Son, Inc, New York
- [6] Tompkins, W. J. (1993). Biomedical Signal Processing, Prentice Hall, New Jersey.
- [7] Webster, John G. (2004). Bioinstrumentation, John Wiley & Son, Inc, Singapore.
- [8] Webster, John G. (1999). The Measurement, Instrumentation and Sensor, CRC Press in Cooperation with IEEE Press, USA.