

ANALISIS DEEP LEARNING UNTUK MENGENALI QRS KOMPLEKS PADA SINYAL ECG DENGAN METODE CNN

Huda Sepriandi Ibrahim, Jondri, M.Si., Untari Novia Wisesty, S.T., M.T.

Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung
hudasepriandi@students.telkomuniversity.ac.id, Jondrinasri@telkomuniversity.ac.id,
untarinw@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

QRS kompleks adalah bentuk umum dari sinyal EKG yang normal dan berhubungan dengan deplarisasi ventrikel. QRS kompleks dapat mendeteksi kelainan frekuensi, keteraturan, tempat asal atau kondisi impuls listrik pada jantung. Namun, pendeteksian QRS kompleks saat ini masih dilakukan manual oleh dokter. Pada Tugas Akhir ini, Dataset yang digunakan diambil dari *Fantasia Database MIT Arrhythmia*. Puncak gelombang R di deteksi menggunakan algoritma *Pan and Tompkins* lalu dari hasil deteksi data ECG di ekstrak menjadi dataset QRS dan nonQRS yang ditandai dengan kelas 1 dan kelas 0. Dataset ini kemudian diolah dengan metode Deep Learning menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network*. Hasilnya, dengan 2410 dataset dengan komposisi 50% QRS dan 50% non QRS serta membagi data training sebanyak 70% dan data test sebanyak 30%, hasil akurasi yang diperoleh mencapai 99.58%.

Kata kunci : Sinyal ECG, QRS Kompleks algoritma *Pan and Tomskins*, *Convolutional Neural Network*

Abstract

QRS complexes are a common form of normal ECG signals and are associated with ventricular depolarization. Complex QRS can detect abnormalities of frequency, regularity, place of origin or electrical impulse conditions in the heart. However, the current complex QRS detection is still performed manually by doctors. In this Final Project, the dataset used is taken from *Fantasia MIT Arrhythmia Database*. R peaks are detected using the *Pan and Tompkins* algorithm and then the extracted results into QRS and nonQRS datasets characterized by classes 1 and 0. This dataset is processed by Deep Learning method using the *Convolutional Neural Network*. The result, with 2410 datasets with 50% QRS and 50% non QRS composition and 70% training data sharing and 30% test data, 99.58% accuracy.

Keywords : ECG Signal, QRS Complex, Pan and Tomskins Algorithm, Convolutional Neural Network.

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

EKG adalah suatu representasi dari pergerakan otot jantung yang didapat dengan beberapa pemeriksaan menggunakan alat elektrokardiograf. Biasanya, pemeriksaan EKG dilakukan untuk menilai apakah jantung dalam keadaan normal atau tidak. Beberapa hal yang ditunjukkan oleh pemeriksaan EKG adalah laju (kecepatan denyut nadi), ritme denyut nadi dan kekuatan serta timing sinyal listrik saat melewati masing-masing bagian jantung. Sebuah sinyal EKG terdapat hal utama dan biasanya terlihat sangat menonjol dari sinyal yang ditunjukkan yaitu QRS kompleks. QRS kompleks dapat mendeteksi kelainan frekuensi, keteraturan, tempat asal atau kondisi impuls listrik pada jantung. Namun kenyataannya, karena berbagai masalah seperti noise, interferensi jaringan listrik sampai gelombang T yang mirip dengan QRS kompleks menyebabkan QRS kompleks sulit di deteksi.

Dalam membaca QRS kompleks biasanya dokter membaca secara manual hasil EKG. Efeknya, dokter masih sering kesulitan dalam membaca hasil EKG, khususnya dalam pengklasifikasian penyakit yang diderita oleh Pasien (Bizjak & Gjoreski, 2001). Namun sudah banyak penelitian dan pengembangan Algoritma yang digunakan untuk mendeteksi QRS Kompleks, salah satunya adalah algoritma Pan and Tomskins yang akan Penulis pakai untuk mengekstraksi data dari sinyal ECG.

Setelah data terekstrasi, data diklasifikasikan menggunakan metode Deep Learning dengan algoritma CNN. CNN merupakan salah satu jenis *neural network* yang tersedia pada metode Deep Learning khususnya pada metode *neural network*. CNN dipilih karena memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi dalam melakukan klasifikasi.

1.2 Topik dan Batasannya

Pada tugas akhir ini topik utama yang dilakukan adalah bagaimana mengklasifikasi QRS Kompleks menggunakan metode Deep Learning algoritma *Neural Network*. *Convolutional Neural Network* merupakan algoritma yang akan dipakai dalam mengklasifikasikan QRS kompleks. Sebelumnya diklasifikasikan dengan algoritma *Convolutional Neural Network*, data QRS akan di ekstrasi dari Sinyal ECG menggunakan algoritma Pan and Tompkins.

Data yang digunakan untuk Tugas Akhir ini adalah Sinyal ECG yang di ambil dari MIT Fantasia Database, data ini dipilih dikarenakan frekuensi sinyalnya 250hz yang merupakan standar dalam menggunakan algoritma Pan and Tompkins. Algoritma Pan and Tompkins menggunakan metodologi *High-Pass* and *Low-Pass* untuk mendeteksi QRS Kompleks. Setelah QRS di deteksi, selanjutnya data di ekstrak dan memberikan label 1 pada data QRS dan memberikan label 0 untuk data non-QRS. Data inilah yang nantinya akan digunakan untuk klasifikasi menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network*. Output keluaran dari algoritma ini adalah berapa persentase keberhasilan pengklasifikasian QRS kompleks dengan non-QRS menggunakan data testing.

Batasan masalah pada TA ini adalah data yang dipakai pada setiap pasien hanya 1 menit (total maksimal tersedia untuk 1 pasien sekitar 120 menit) dikarenakan keterbatasan kemampuan perangkat yang penulis miliki untuk mendukung keberhasilan tugas akhir ini. Selain itu QRS juga tidak dikenali jenis-jenisnya, Sehingga yang menjadi bahasan apakah sebuah deretan sinyal termasuk QRS atau tidak tanpa melihat QRS itu termasuk dalam QRS yang normal maupun yang tidak normal.

1.3 Tujuan

Tujuan tugas akhir ini adalah membuat model pengklasifikasian antara QRS Kompleks dan non-QRS menggunakan algoritma *Deep Learning Convolutional Neural Network*. Pengujian dilakukan dengan dua cara yaitu melakukan evaluasi model yang di bangun menggunakan data *training* untuk membangun model dan menggunakan data *testing* sebagai evaluasi sebenarnya. Kemudian nilai akurasi prediksi yang didapat akan menjadi acuan apakah model yang di bangun berhasil atau tidak. Target yang menjadi acuan apakah model yang di bangun berhasil atau tidak adalah ketika akurasi yang di dapat mencapai $>75\%$ maka model dianggap berhasil sedangkan jika akurasi yang didapat $<75\%$ maka model dianggap perlu di evaluasi kembali.

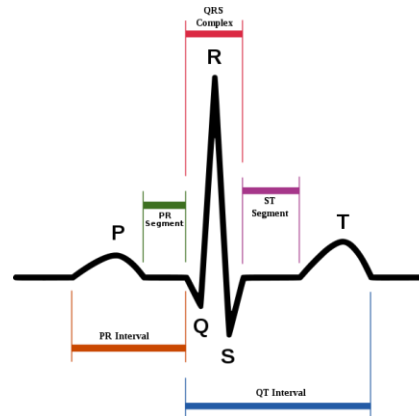
1.4 Sistematika Penulisan

1. Pendahuluan
 - a. Latar Belakang
Penjelasan mengenai latar belakang permasalahan yang akan di selesaikan dalam tugas akhir.
 - b. Topik dan Batasannya
Penjelasan mengenai topik yang dibahas dan batasan masalah dalam pengerjaan tugas akhir.
 - c. Tujuan
Penjelasan mengenai tujuan dalam tugas akhir.
 - d. Sistematika Penulisan
Penjelasan mengenai sistem penulisan tugas akhir.
2. Studi Terkait
Bagian ini berisi teori/studi/literatur yang mendukung (terkait erat) dengan topik TA yang dikerjakan.
3. Perancangan sistem
Bagian ini menjelaskan bagaimana sistem dibangun untuk mengklasifikasikan QRS Kompleks.
4. Evaluasi
 - a. Hasil Pengujian
Bagian ini menjelaskan tentang hasil pengujian tugas akhir.
 - b. Analisis Hasil Pengujian
Bagian ini menjelaskan tentang analisis hasil pengujian tugas akhir ini.
5. Kesimpulan
Bagian ini menjelaskan tentang saran dan kesimpulan tugas akhir yang dikerjakan.

2. Studi Terkait

2.1 QRS kompleks

QRS kompleks merupakan gelombang yang terjadi setelah gelombang P. QRS kompleks mempresentasikan aktifitas depolarisasi vertikal atau aktivasi listrik dari ventrikel yang dibutuhkan agar ventrikel dapat berkontraksi. Gelombang QRS mempunyai nomenklatur untuk penamaan defleksi setiap gelombang antara lain ; Gelombang Q merupakan refleksi negatif pada kompleks QRS, Gelombang R merupakan defleksi positif pada kompleks QRS dan gelombang S merupakan defleksi negatif pada QRS kompleks setelah munculnya gelombang R. QRS kompleks.



Gambar 1 QRS kompleks

2.2 Algoritma Pan and Tompskin

Algoritma Pan and Tompskin adalah algoritma yang digunakan untuk mendeteksi QRS kompleks pada signal EKG. Algoritma ini menggunakan beberapa filter untuk mendeteksi QRS kompleks. Filter yang pertama adalah *bandpass filter*. Filter ini digunakan untuk mem-filter frekuensi dalam kisaran tertentu dan menyisihkan frekuensi diluar range tersebut. Filter selanjutnya adalah *derivative*. Filter ini digunakan untuk menentukan kemiringan dari QRS Kompleks. Kemiringan itu bisa didapatkan menggunakan fungsi

$$H(z) = (1/8T) (-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z + Z^2)$$

Selanjutnya setelah melakukan *derivative*, filter selanjutnya yang digunakan adalah *squaring filter*. Filter ini membagi-bagi sinyal menjadi beberapa point. Point tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan fungsi

$$y(nT) = [x(nT)]^2$$

Ini membuat semua nilai data menjadi positif dan melakukan amplifikasi non linier dari output derivative.

Fungsi terakhir adalah *Moving Average*. Fungsi ini digunakan untuk mendapatkan nilai kemiringan dari gelombang R. Hal ini bisa didapatkan menggunakan fungsi

$$y(nT) = \left(\frac{1}{N}\right) [x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)]$$

2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah salah satu Algoritma Deep learning yang membagi pekerjaannya menjadi beberapa layer . Secara Umum, CNN terbagi menjadi 3 layer utama . Layer pertama adalah *convolution layer*, yang kedua adalah *pooling layers*, dan terakhir adalah *fully connected layers*.

Berbagai jenis layer tersebut mempunyai peran yang berbeda . *convolutional layer* digunakan untuk mengekstraksi fitur data yang akan digunakan untuk *training* . Selanjutnya *pooling layer* digunakan untuk membuat filter baru berdasarkan aturan yang diinginkan (biasanya antara membuat filter dari nilai maksimal atau membuat filter menggunakan nilai rata-rata). Yang terakhir adalah *fully connected layer* . Layer ini sebenarnya adalah MLP (Multilayer perceptron) yang merupakan bagian dari jaringan saraf tiruan dan terdiri dari sejumlah neuron yang dihubungkan oleh bobot-bobot penghubung. Neuron ini disusun dalam lapisan yang terdiri dari satu lapisan input (input layer), satu atau lebih lapisan tersembunyi (hidden layer), dan satu lapisan output (output layer). Lapisan input menerima sinyal dari luar, kemudian melewatkannya ke lapisan tersembunyi pertama, yang akan diteruskan sehingga akhirnya mencapai lapisan output.

2.3 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang digunakan pada jaringan saraf untuk mengaktifkan atau tidak mengaktifkan neuron. Karakteristik yang harus dimiliki oleh fungsi aktivasi jaringan perambatan balik antara lain harus kontinyu, terdiferensialkan, dan tidak menurun secara monotonis (monotonically non-decreasing). Lebih lanjut, untuk efisiensi komputasi, turunan fungsi tersebut mudah didapatkan dan nilai turunannya dapat dinyatakan dengan fungsi aktivasi itu sendiri. Fungsi aktivasi yang di analisis adalah fungsi aktivasi sigmoid dan Relu.

Fungsi aktivasi Sigmoid memiliki nilai range antara 1 dan 0 dengan fungsi

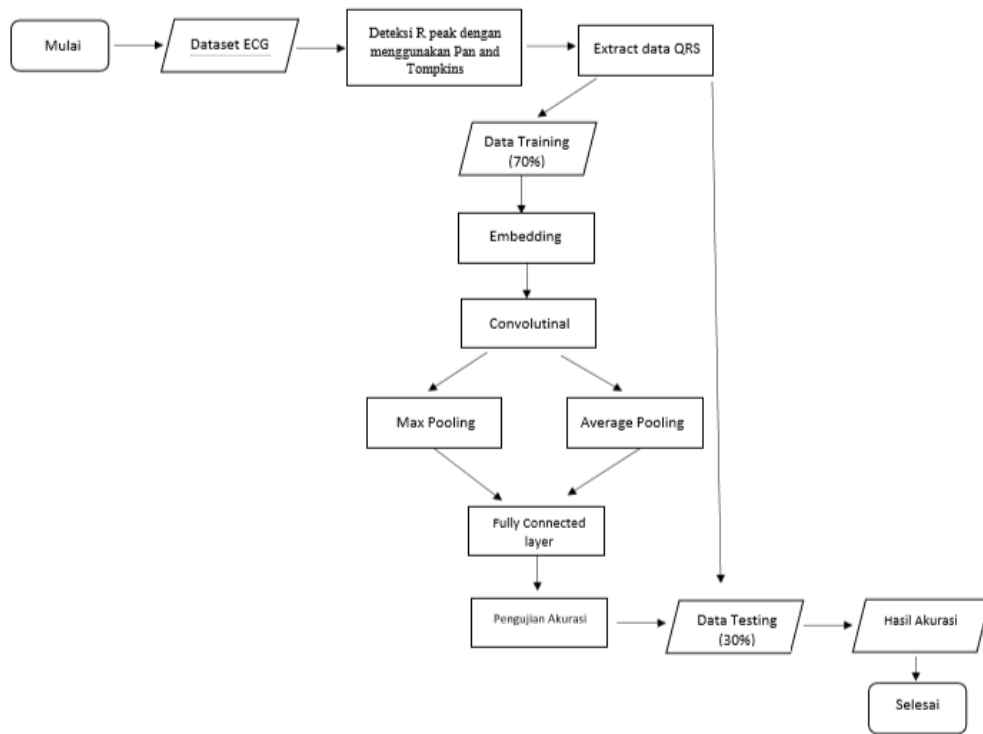
$$A = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

Sedangkan untuk fungsi aktivasi relu adalah fungsi aktivasi yang mengambil nilai maksimal yang di definisikan dengan

$$A(x) = \max(0, x)$$

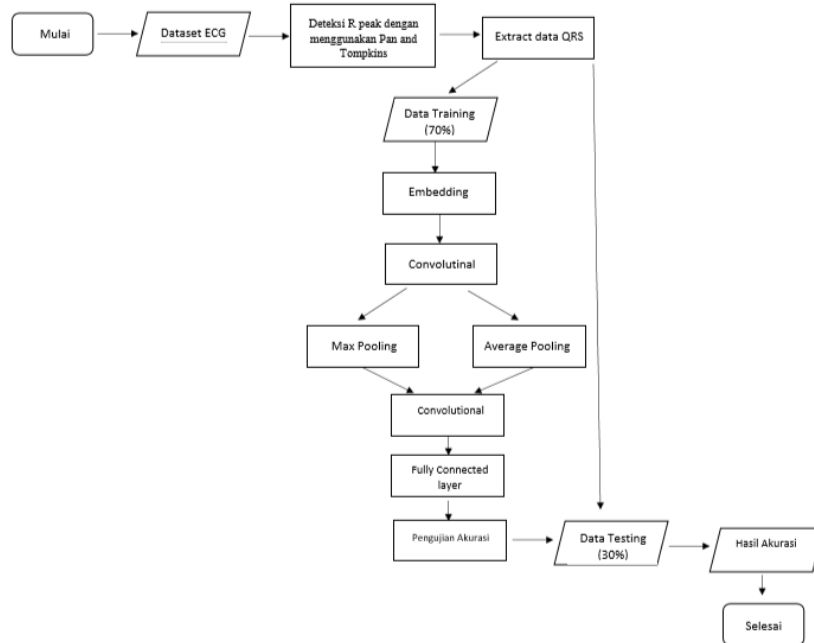
3. Sistem yang dibangun

Penelitian dilakukan dengan menggunakan algoritma *Pan and Tompkins* sebagai pendeteksi QRS. Setelah QRS terdeteksi, dilakukan klasifikasi dengan menggunakan *Convolutional Neural Network*. Pertama, puncak R di deteksi menggunakan algoritma *Pan and Tompkins*, Setelah puncak R terdeteksi, Setelah puncak ditemukan, data di ekstrak sebanyak 25 titik dikarenakan rata-rata QRS kompleks terjadi antara rentang 0.08 s/d 0.12 s. Sehingga, data dengan frekuensi 250hz dapat di ekstrak sebanyak 25 titik dengan asumsi bahwa rata-rata QRS kompleks terjadi dalam 0.1 s. Setelah itu, 25 titik selanjutnya di ekstrak juga sebagai data nonQRS sebagai pembandingan pada saat melakukan training. Setelah data di ekstrasi, selanjutnya memasuki metode *Convolution Neural Network*. Ada 2 metode yang dilakukan untuk membangun model. Model pertama data di ekstrak menggunakan *ConvID* kemudian dilakukan *pooling*. Setelah itu hasil dari pooling dimasukan ke dalam *fully connected layer* dan output adalah hasil akurasi dari data testing.



Gambar 2. Sistem model 1

Kemudian pada model kedua, data di ekstrak menggunakan *Conv1D* kemudian dilakukan *pooling*. Setelah itu hasil dari *pooling* dilakukan kembali *Conv1D* . setelah itu hasilnya dimasukan ke dalam *fully connected layer* dan output adalah hasil akurasi dari data testing.



Gambar 3. Sistem model 2

Dataset ECG diperoleh dari website Physionet (url: physionet.org) dengan jumlah subjek penelitian 20 record sinyal yang terdiri dari 10 orang berusia muda (kurang dari 20 tahun) dan 10 orang berusia tua (lebih dari 60 tahun). Berikut plot salah satu sinyal ECG yang digunakan untuk melakukan klasifikasi QRS kompleks

4. Evaluasi

4.1 Hasil Pengujian

Data ECG dilakukan deteksi QRS kompleks dengan menggunakan algoritma *Pan and Tompkins*. Dengan serangkaian filter yang ada didalam algoritma *Pan and Tompkins*, QRS terdeteksi dan diberi label 1 pada gelombang QRS nya. Data ini lah yang nantinya akan diolah dan diuji pada algoritma *Convolutional Neural Network*. Rata-rata pada 1 data ECG selama 1 menit dapat menghasilkan antara 60 s/d 80 data QRS kompleks. Kemudian data-data ini dijadikan 1 dan dijadikan dataset untuk pengujian.

Serangkaian pengujian dilakukan guna mencari performansi yang terbaik. Pengujian dilakukan dengan mencari model yang terbaik dan fungsi aktivasi yang tepat. Hasil pengujian pada model pertama adalah sebagai berikut

jumlah epoch	jumlah batch size	fungsi aktivasi conv1d	jenis pooling layer	fungsi aktivasi dense	akurasi test
10	100	<i>sigmoid</i>	<i>maxpooling</i>	<i>Sigmoid</i>	98,62%
10	100	<i>relu</i>	<i>averagepooling</i>	<i>Relu</i>	96,25%
10	200	<i>relu</i>	<i>maxpooling</i>	<i>Relu</i>	95,05%
10	200	<i>sigmoid</i>	<i>averagepooling</i>	<i>Sigmoid</i>	98,89%

Tabel 1. Hasil pengujian algoritma CNN dengan model 1

Sedangkan pada model kedua hasil pengujian adalah sebagai berikut :

jumlah epoch	jumlah batch size	fungsi aktivasi conv1d	jenis pooling layer	fungsi aktivasi conv1d	fungsi aktivasi dense	akurasi test
10	100	<i>sigmoid</i>	<i>maxpooling</i>	<i>sigmoid</i>	<i>sigmoid</i>	98,75%
10	100	<i>relu</i>	<i>averagepooling</i>	<i>relu</i>	<i>relu</i>	96,26%
10	200	<i>relu</i>	<i>maxpooling</i>	<i>relu</i>	<i>relu</i>	97,78%
10	200	<i>sigmoid</i>	<i>averagepooling</i>	<i>sigmoid</i>	<i>sigmoid</i>	98,75%
10	100	<i>sigmoid</i>	<i>averagepooling</i>	<i>sigmoid</i>	<i>relu</i>	49,79%
10	100	<i>relu</i>	<i>averagepooling</i>	<i>relu</i>	<i>sigmoid</i>	96,82%
10	200	<i>sigmoid</i>	<i>maxpooling</i>	<i>sigmoid</i>	<i>relu</i>	49,79%
10	200	<i>relu</i>	<i>maxpooling</i>	<i>relu</i>	<i>sigmoid</i>	99,58%

Tabel 2. Hasil pengujian algoritma CNN dengan model 2

Hasil dari pengujian didapati bahwa hasil terbaik didapatkan menggunakan model 2 dengan fungsi aktivasi *relu* pada layer *Conv1D* dan menggunakan *MaxPooling*. Sedangkan pada model pertama, hasil terbaik di dapatkan dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*. Hasil dari model pertama menggunakan fungsi lainnya tidak terpaut jauh hasil akurasi nya. Sedangkan pada model 2, pada *layer dense* yang diberi fungsi aktivasi *relu* memiliki hasil akurasi dibawah 50%.

4.2 Analisis Hasil Pengujian

Penggunaan fungsi aktivasi sangat mempengaruhi hasil akurasi dari model yang dibuat. Beberapa output ukuran matriks yang dikeluarkan pada saat membuat model adalah sebagai berikut :

Layer Type	Output shape	Parameter
Embedding Layer	None,25,50	1250
Conv1d Layer	None,25,50	7550
Max Pooling Layer	None,12,50	0
Fully Connected Layer	None,100	50400

Tabel 3 contoh output dan parameter dari model 1

Layer Type	Output shape	Parameter
Embedding Layer	None,25,50	1250
Conv1d Layer	None,25,50	7550
Max Pooling Layer	None,12,50	0
Conv1d Layer	None,25,50	7550
Fully Connected Layer	None,100	50400

Tabel 4 contoh output dan parameter dari model 2

Default fungsi dari layer yang memiliki fungsi aktivasi adalah *Tanh*, namun tidak cocok digunakan karena *Tanh* merupakan fungsi yang memiliki batas bawah dan batas atas -1 dan 1 sedangkan dataset diberi label 0 atau 1. Kedua fungsi ini (*Sigmoid* dan *Relu*) cocok digunakan karena memiliki batas bawah 0 dan batas atas 1.

Berdasarkan hasil pengujian terlihat bahwa apabila *Dense Layer* diberi fungsi aktivasi *Relu*, akurasi test nya hanya mencapai kurang dari 50% pada model 2. Sedangkan saat digunakan pada model 1, akurasi yang didapatkan sangat bagus, dengan catatan antara layer satu dan layer lainnya sama-sama menggunakan fungsi *Relu*. Berdasarkan analisa dari hasil output, semua data testing di kelaskan sebagai kelas NonQRS. Ini menandakan beberapa indikasi penyebab model ini memiliki hasil yang buruk diantaranya : Jumlah data yang kurang banyak (untuk model ini), model tidak cocok dengan dataset yang ada atau perlu menambahkan layer lain untuk menopang hasil *Convolutional Layer* yang kedua.

Sedangkan jika menggunakan fungsi *Sigmoid*, saat dikombinasikan dengan *relu* pada model 2, hasil akurasi yang diperoleh menjadi nilai akurasi terbesar mencapai 99.58%. Saat menggunakan semua fungsi *Sigmoid* hasil yang diperoleh juga bisa lebih baik di bandingkan dengan fungsi kombinasi atau fungsi *Relu*.

Dengan pengujian yang dilakukan, hasil terbaik didapatkan menggunakan model 2 dengan menggunakan fungsi aktivasi *Sigmoid* pada saat berada di *Dense layer*, *Relu* pada *Convolutional Layer*. Selain itu , akurasi yang didapat terutama menggunakan fungsi aktivasi *Relu* pada *dense Layer* di model 2 tidak memenuhi target yaitu lebih dari 75%.

Kesimpulan

Berdasarkan pengujian yang dilakukan, hasil terbaik didapatkan menggunakan model 2 dengan menggunakan fungsi aktivasi *Sigmoid* pada saat berada di *Dense layer*, *Relu* pada *Convolutional Layer*. Sedangkan hasil terendah didapatkan ketika semua layer menggunakan fungsi *Relu* pada model 2 .

Dengan hasil dari pengujian tersebut maka dapat disimpulkan pula bahwa sistem yang dibangun dengan target minimal 75% akurasi yang harus didapat terpenuhi. Diharapkan kedepannya terdapat sistem lain yang dapat

digunakan untuk mencari hasil yang lebih baik lagi dalam mengenali QRS kompleks pada sinyal ECG, baik menggunakan metode CNN atau menggunakan algoritma lain.

Selain itu, algoritma ini juga dapat di paralelkan mengingat data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini masih dalam kategori sedikit (hanya 1 menit per orang). Sedangkan data yang tersedia sampai dengan 2 hari. Dengan makin banyak nya data otomatis akan lebih tepat akurasi klasifikasinya dan juga bisa digunakan untuk hal-hal lain seperti mendeteksi penyakit atau hal lainnya.

Daftar Pustaka

- [1] Simson, M. B. (1981). Use of signals in the terminal QRS complex to identify patients with ventricular tachycardia after myocardial infarction. *Circulation*,
- [2] Radenović, F., Tolias, G., & Chum, O. (2016). CNN Image Retrieval Learns from BoW: Unsupervised Fine-Tuning with Hard Examples. *Proc. ECCV*.
- [3] Shin, H. C., Roth, H. R., Gao, M., Lu, L., Xu, Z., Nogues, I., ... Summers, R. M. (2016). Deep Convolutional Neural Networks for Computer-Aided Detection: CNN Architectures, Dataset Characteristics and Transfer Learning. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(5), 1285–1298.
- [4] Uspenskiy, V. (2011). Information Function of the Heart. A Measurement Model. *Measurement*, 383–386.
- [5] Guo, Y., Liu, Y., Oerlemans, A., Lao, S., Wu, S., & Lew, M. S. (2016). Deep learning for visual understanding: A review. *Neurocomputing*, 187, 27–48.
- [6] Dmitrievich, I. A. (2015). Deep Learning in information analysis of electrocardiogram signals for disease diagnostics. *Bachelor's Thesis*.
- [7] Meghriche, S., Draa, A., & Boulemden, M. (2008). On the analysis of a compound neural network for detecting AtrioVentricular heart block (AVB) in an ECG signal. *International Journal of Biological and Medical Sciences*, 1(1), 1.
- [8] Bizjak, J., & Gjoreski, H. (2001). Deep learning for diagnosing heart problems from ECG signals, 20(3), 2001.
- [9] Kutlu, Y., & Kuntalp, D. (2012). Feature extraction for ECG heartbeats using higher order statistics of WPD coefficients. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 105(3), 257–267.
- [10] Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Advances In Neural Information Processing Systems*, 1–9.