

# Klasifikasi Detak Jantung EKG Aritmia

Dengan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)

**Abstract**—Berdasarkan data *World Health Organization (WHO)* penyakit jantung menjadi penyebab utama kematian seseorang setiap tahunnya. Setidaknya terdapat 17.9 juta jiwa yang meninggal akibat penyakit jantung yaitu 31% dari total kematian yang ada. Aritmia menjadi gangguan penyakit jantung yang populer yang merujuk pada perubahan tidak teratur dari irama jantung normal. Deteksi aritmia EKG diperlukan untuk perawatan pasien untuk mendiagnosis penyakit jantung pada tahap awal. Sangat sulit bagi dokter untuk menganalisis catatan EKG yang panjang dalam waktu singkat dan mata manusia juga tidak cocok untuk mendeteksi variasi morfologis dan temporal bentuk gelombang EKG pasien yang berbeda maupun pasien yang sama. Oleh karena itu penulis mengusulkan model CNN yang dapat mengklasifikasikan detak jantung ke dalam lima jenis detak berdasarkan AAMI yaitu detak normal, detak *supraventricular ectopic*, detak *ventricular ectopic*, detak *fusion*, dan detak yang tidak diketahui. Percobaan dilakukan terhadap data tanpa augmentasi dan data yang dilakukan augmentasi. Hasil yang didapatkan dari percobaan ini sangat baik yaitu 98,63% untuk percobaan terhadap data tanpa augmentasi dan 98,72% terhadap data dengan augmentasi.

**Keywords**—Elektrokardiogram EKG; detak jantung; aritmia; *deep learning*; CNN

## I. INTRODUCTION

Berdasarkan data *World Health Organization (WHO)* penyakit jantung menjadi penyebab utama kematian seseorang setiap tahunnya dibandingkan dengan penyebab kematian lainnya. Pada tahun 2016, terdapat setidaknya 17.9 juta jiwa yang meninggal akibat penyakit jantung yaitu 31% dari total kematian yang ada [1]. Pada umumnya, terdapat tiga kelompok besar untuk menentukan penyakit jantung yaitu berdasarkan sinyal elektrik denyut jantung (aritmia), aliran peredaran darah (gangguan pembuluh darah), dan berdasarkan efektivitas otot jantung [2]. Dan pada percobaan ini, digunakan data sinyal elektrokardiogram denyut jantung untuk mengklasifikasikan aritmia. Aritmia adalah gangguan penyakit jantung yang populer yang merujuk pada perubahan tidak teratur dari irama jantung normal. Aritmia dapat mengancam jiwa, membutuhkan perawatan segera dan seringkali intervensi dengan defibrillator. Namun demikian, sebagian besar aritmia tidak berbahaya tetapi mungkin memerlukan terapi awal untuk mencegah masalah yang lebih serius kemudian hari [3].

Elektrokardiogram (EKG) adalah teknik non-invasif dan murah yang biasa digunakan oleh ahli jantung untuk merekam dan mengukur aktivitas listrik jantung selama periode waktu tertentu serta mendeteksi kelainan irama jantung. Deteksi aritmia EKG diperlukan untuk perawatan pasien untuk mendiagnosis penyakit jantung pada tahap awal. Sangat sulit bagi dokter untuk menganalisis catatan EKG yang panjang dalam waktu singkat dan mata manusia juga tidak cocok untuk mendeteksi variasi morfologis dan temporal bentuk gelombang EKG pasien yang berbeda maupun pasien yang sama [4]. Bentuk gelombang EKG mungkin berbeda untuk pasien yang sama pada waktu yang berbeda dan mungkin serupa untuk pasien yang berbeda dengan jenis ketukan yang berbeda. Karena alasan ini, sebagian besar metode klasifikasi ketukan EKG berkinerja baik pada data pelatihan tetapi memberikan kinerja yang buruk pada EKG bentuk gelombang pasien yang berbeda.

Beberapa metode *shallow learning* dan *deep learning* telah banyak dilakukan untuk mengklasifikasikan aritmia berdasarkan sinyal EKG. *Support Vector Machine (SVM)* menjadi metode klasifikasi yang populer digunakan untuk mendeteksi sinyal gelombang EKG aritmia. Mondejar-Guerra et al [5] menggunakan berbagai kombinasi model *Support Vector Machines (SVMs)* untuk mengevaluasi keuntungan penggunaan *ensemble SVM* yang dilatih dengan fitur-fitur yang berbeda untuk mengklasifikasikan lima jenis detak jantung. Beberapa fitur deskriptor berdasarkan interval R-R, wavelet, HOS, LBP, dan penggunaan beberapa nilai amplitudo. Fazeli et al [6] menggunakan metode *Deep residual CNN* untuk klasifikasi aritmia dan *myocardial infraction* dan memperoleh akurasi sebesar 93.4% untuk klasifikasi detak jantung dan 95.9% untuk deteksi *myocardial infraction*. Mousavi et al [7] menggunakan pendekatan *sequence-to-sequence* dengan mengkombinasikan *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Recurrent Neural Network (RNN)* untuk mendeteksi detak jantung abnormal dengan skema *inter-patient* dan *intra-patient*. Mousavi juga menggunakan teknik *oversampling* bernama *Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE)* untuk mengatasi tantangan ketidakseimbangan yang ada pada dataset.

Metode konvensional seperti SVM mungkin sudah mencapai kinerja yang dapat diterima, akan tetapi pendekatan *deep learning* menunjukkan hasil yang lebih mengesankan. Ini dikarenakan pendekatan berbasis *deep learning* memiliki kapasitas untuk mempelajari fitur secara mandiri dari data masukan sehingga pendekatan konvensional yaitu ekstraksi fitur, pemilihan fitur, dan klasifikasi dapat dikembangkan, namun mereka tidak perlu didefinisikan secara eksplisit [8]. Meskipun beberapa metode ini mencapai akurasi yang baik menggunakan skema intra-patient, hasilnya tidak dapat diandalkan karena proses evaluasi yang bias jika menggunakan skema inter-patient. Ketidakseimbangan pada dataset juga menjadi masalah utama yang sering dihadapi ketika ingin mengklasifikasi detak jantung [7]. Hal ini sering membuat model tidak dapat memberikan performa terbaiknya ketika dilakukan pengujian. Terinspirasi dari berbagai hasil kerja yang telah dipaparkan di atas, maka proyek ini akan mengidentifikasi kinerja model terhadap data yang teraugmentasi dan tanpa augmentasi. Model yang digunakan adalah *Deep Convolutional Neural Network* (CNN) satu dimensi dengan menerapkan *Batch Normalization* dan *Dropout* untuk menghindari *overfitting*. Untuk mengatasi ketidakseimbangan data kelas minoritas terhadap kelas lainnya maka dilakukan teknik *oversampling* penggandaan sebanyak  $n$  kali pada kelas minoritas.

## II. METHODOLOGY

Tugas klasifikasi detak jantung ini akan menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan lima jenis detak jantung yaitu N, S, V, F, dan Q (Lihat Tabel I). Pemilihan model CNN dikarenakan CNN mampu mempelajari fitur lokal secara otomatis dan mandiri tanpa menghilangkan informasi penting yang berguna dari data. Convolution yang digunakan adalah convolution 1D karena data yang akan diklasifikasikan merupakan data jenis *time-series*. Proses klasifikasi aritmia EKG dengan model CNN ini terdiri dari tahap pengumpulan data, pra-pemrosesan data EKG, training model untuk mempelajari fitur, dan proses klasifikasi data EKG.

TABLE I: Ringkasan anotasi detak jantung dengan kategori detak jantung berdasarkan AAMI EC57.

Category	Annotations
N	• Normal
	• Left/Right bundle branch block
	• Atrial escape
	• Nodal escape
S	• Atrial premature
	• Aberrant atrial premature
	• Nodal premature
	• Supra-ventricular premature

V	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Premature ventricular contraction</li> <li>• Ventricular escape</li> </ul>
F	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Fusion of ventricular and normal</li> </ul>
Q	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Paced</li> <li>• Fusion of paced and normal</li> <li>• Unclassifiable</li> </ul>

### A. Arrhythmia Dataset

Dataset yang digunakan dalam percobaan ini berasal dari PhysioNet MIT-BIH *Arrhythmia database*. Data ini berisi 48 rekaman EKG dengan panjang sekitar 30 menit untuk setiap rekamannya. Sinyal EKG direkam pada tingkat pengambilan sampel 360Hz dengan kedalaman 11-bit dari 47 pasien yang berbeda. Selanjutnya, rekaman ini ditafsirkan dan divalidasi oleh setidaknya dua ahli jantung. Sebanyak 109.449 detak EKG diekstraksi untuk percobaan ini (lihat Tabel II). Rekaman EKG berisi dua jenis sinyal; EKG Lead II dan Lead V1,V2,V3, atau V5. Biasanya, sinyal EKG Lead II yang digunakan untuk mendeteksi detak jantung dalam literatur. Demikian pula, dalam percobaan ini digunakan sinyal EKG lead II yang kemudian di *resampling* ke tingkat pengambilan sampel 125Hz. Anotasi dalam dataset ini memuat lima kategori detak yang berbeda sesuai dengan standar *Association for the Advancement of Medical Instrumentation* (AAMI) EC57 [ ].

TABLE II: Distribusi lima kelas kategori pengelompokan detak jantung.

Kategori	[ kelas ]	Banyak Detak (beat)
N	[ 0 ]	90,592
S	[ 1 ]	2,781
V	[ 2 ]	7,235
F	[ 3 ]	802
Q	[ 4 ]	8,039
Total		109,449

### B. ECG Preprocessing

Detak EKG adalah input dari metode yang diusulkan dan metode sederhana dan efektif yang digunakan untuk memproses sinyal EKG dan mengekstraksi detak jantung mengikuti langkah-langkah yang diusulkan oleh [6] sebagai berikut :

- 1) Bagi sinyal EKG ke dalam *window* 10 detik dan pilih *window* 10 detik tersebut dari sinyal EKG.
- 2) Normalisasi nilai amplitudo ke kisaran antara nol dan satu.
- 3) Temukan himpunan semua maksimum lokal berdasarkan zerocross dari turunan pertama.

- 4) Temukan kumpulan kandidat R-peak EKG dengan menerapkan ambang batas 0,9 pada nilai normalisasi maksimum lokal.
- 5) Temukan median interval waktu R-R sebagai periode detak jantung nominal *window* (T).
- 6) Untuk setiap R-peak, pilih bagian sinyal dengan panjang sama dengan 1.2T.
- 7) Padding setiap bagian yang dipilih dengan nol untuk membuat panjangnya sama dengan panjang tetap yang telah ditentukan.

Perlu diketahui bahwa metode ekstraksi deatak jantung (*beat*) ini tidak memerlukan proses penyaringan (*filtering*) ataupun penghapusan *noise*.

### C. Convolutional Neural Network

Terdapat beberapa model CNN berdasarkan dimensi data namun yang paling banyak digunakan adalah model CNN dengan satu dimensi (1D) dan dua dimensi (2D). CNN 2D sering digunakan dalam pengenalan gambar untuk mengekstraksi fitur dari gambar dua dimensi. CNN 1D baru-baru ini memberikan hasil yang cukup menjanjikan dalam mengekstraksi fitur data *time-series* [9]. CNN dapat mengeksploitasi informasi kontekstual panjang variabel sepanjang sumbu frekuensi dan waktu karena *translational invariability* yang dimiliki CNN [10]. Kedua jenis model menggunakan langkah-langkah yang sama tetapi perbedaan utama adalah struktur data input dan bagaimana filter atau fitur detector bergerak melintasi data untuk ekstraksi fitur. Ukuran kernel adalah skalar vektor dalam 1D CNN dan matriks 2D dalam CNN 2D, seperti yang ditunjukkan pada Gambar. 1

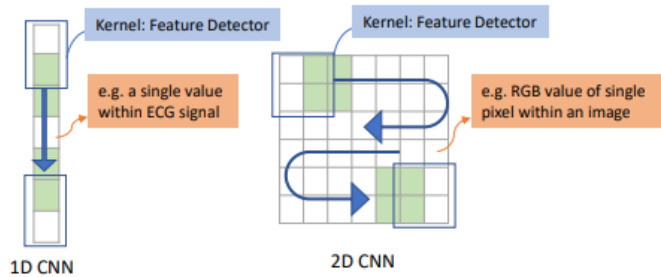


Fig. 1. CNN 1D vs. CNN 2D dalam deteksi fitur. Kernel (filter fitur) adalah scalarin vektor 1D CNN sedangkan matriks 2D dalam CNN 2D

### D. Model Architecture

Arsitektur model yang digunakan dalam pelatihan dataset dapat dilihat pada Gambar 2. Model terdiri dari layer konvolusi 1D dengan menggunakan *rectified linear units* (ReLU) *activation* tiap konvolusi, *maxpooling* dengan ukuran dan *stride* 2 di setiap konvolusi yang bertujuan untuk mengurangi ukuran *feature map*. Model juga mengaplikasikan *batch normalization* untuk menormalkan keluaran dari *activation layer* sebelumnya. *Dropout* juga digunakan pada layer terakhir model untuk menghindari terjadinya *overfitting*.

TABLE I: Informasi parameter yang digunakan model CNN.

	Type	Ukuran Filter	Stride	Kernel
Layer 1	Conv1D	5 x 5	1	32
Layer 2	Pool	2 x 2	2	
Layer 3	Conv1D	5 x 5	1	64
Layer 4	Pool	2 x 2	2	
Layer 5	Conv1D	5 x 5	1	128
Layer 6	Pool	2 x 2	2	
Layer 7	Conv1D	5 x 5	1	128
Layer 8	Pool	2 x 2	2	
Layer 9	Conv1D	5 x 5	1	256
Layer 10	Pool	2 x 2	2	
Layer 11	FC			256
Layer 12	FC			128
Layer 13	Out			5

Nilai *dropout* yang digunakan adalah 0.5. *Fully connected layer* dan *softmax activation* di akhir untuk melakukan prediksi kategori detak jantung yang menghasilkan lima kelas kategori. Untuk parameter yang digunakan model CNN dapat dilihat pada Tabel III.

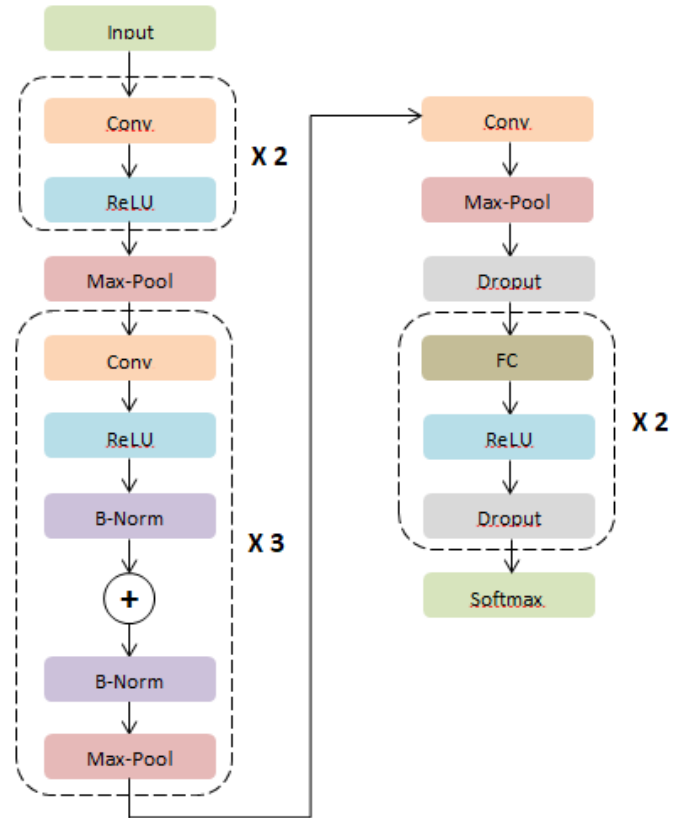


Fig. 2. Arsitektur model CNN yang digunakan

### E. Training Model and Classification

Tahap klasifikasi pada metode CNN terdiri dari dua proses, yaitu proses pelatihan dan proses pengujian. Proses pelatihan bertujuan untuk membangun model sementara proses pengujian bertujuan untuk memvalidasi model yang telah dibangun dalam proses pelatihan. Sebelum dilakukan proses klasifikasi, dataset dibagi ke dalam dua bagian yaitu 80% total data digunakan untuk proses pelatihan dan 20% lainnya digunakan untuk pengujian. Total sebanyak 87,554 data pelatihan dan 21,892 data pengujian.

Pelatihan dilakukan dengan 2 skenario yaitu pelatihan terhadap data yang dilakukan augmentasi dan tanpa augmentasi. Masing – masing skenario menggunakan arsitektur model yang sama, hanya berbeda pada nilai *batch size* saat pelatihan saja. Augmentasi data dilakukan untuk mengatasi ketidakseimbangan data antara kelas yang satu dengan yang lainnya juga menambah variasi data untuk proses pembelajaran model. Data *di-resampling* dengan memperbesar kelas 1(S) sebanyak 4 kali dan kelas 3 (F) sebanyak 8 kali sehingga didapat total data pelatihan sebanyak 90,759 data pelatihan. Gambaran detak dari masing-masing kategori yang akan diklasifikasi dapat dilihat pada Fig. 3.

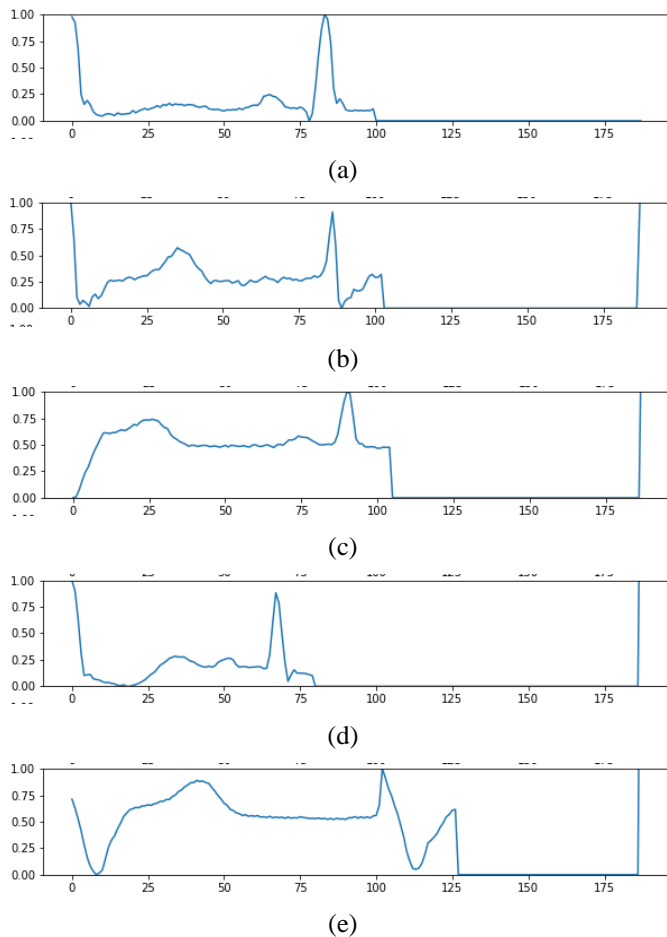


Fig. 3. Lima jenis detak jantung dari masing-masing kategori (a) normal (N), (b) supraventricular ectopic (S), (c) ventricular ectopic (V), (d) fusion (F), dan (e) unknown (Q).

Pada data tanpa augmentasi, proses pelatihan dilakukan terhadap 87,554 data dengan 20% dari data digunakan untuk validasi. Pelatihan dilakukan sebanyak 100 *epoch*, dengan nilai *batch size* 512, *auto class weight* dan *default learning rate* dari *adam optimizer*.

Pada data dengan augmentasi, proses pelatihan dilakukan dengan 2 skenario ;

- 1) Menggunakan 80% dari 90,759 untuk pelatihan dan 20% untuk validasi sedangkan untuk evaluasi menggunakan data pengujian. Pelatihan dilakukan sebanyak 100 *epoch* dan 50 *epoch* dengan masing – masing menggunakan *learning rate default* dan 1e-4. Nilai *batch size* yang digunakan adalah 1024 dan menggunakan *auto class weight* dari *adam optimizer*.
- 2) Menggunakan seluruh data latih untuk pelatihan dan untuk validasi menggunakan data pengujian. Pelatihan dilakukan sebanyak 100 *epoch* dengan menggunakan nilai *learning rate* 1e-5. Nilai *batch size* yang digunakan adalah 2048 dan menggunakan *auto class weight* dari *adam optimizer*.

### III. RESULT

Eksperimen dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan *library* Keras.

#### A. Hasil Klasifikasi tanpa Data Augmentasi

Pada percobaan ini digunakan 21,892 detak jantung yang tidak digunakan sebelumnya pada proses pelatihan. CNN memberikan hasil akurasi yang sangat baik yaitu sebesar 98,63% untuk mengklasifikasi lima jenis detak jantung. Hasil klasifikasi detak jantung terhadap data tanpa augmentasi dapat dilihat pada Fig. 4. Dapat dilihat terdapat 18,057 detak yang diklasifikasi sebagai detak normal, 445 detak *supraventricular ectopic*, 1,376 detak *ventricular ectopic*, 120 detak *fusion* dan sebanyak 1,596 detak yang tidak diketahui.

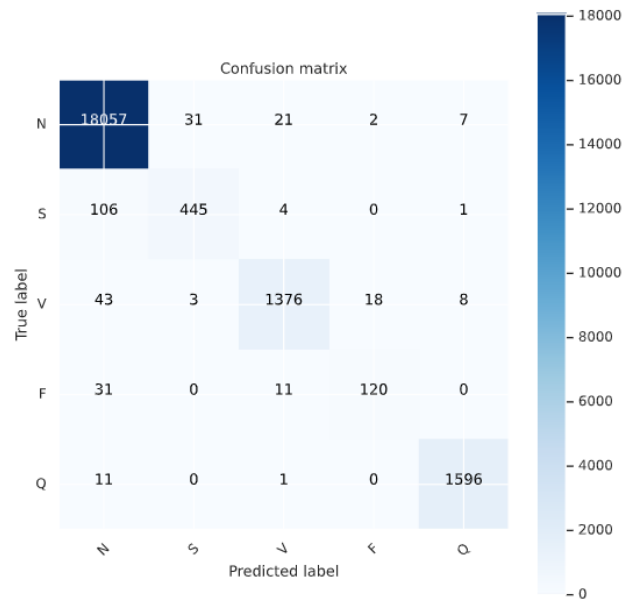


Fig. 4. Hasil klasifikasi detak jantung taanpa adanya augmentasi terhadap data

### B. Hasil Klasifikasi dengan Data Augmentasi

Pada percobaan ini masih menggunakan 21,892 detak jantung yang tidak digunakan sebelumnya pada proses pelatihan. Skenario pertama, CNN memberikan hasil akurasi yang berbeda untuk setiap *learning rate* yang digunakan. CNN menghasilkan akurasi sebesar 98,55% untuk *learning rate default* dan 98,65% untuk nilai *learning rate* 1e-4. Hasil ini lebih rendah dibandingkan dengan hasil terhadap data tanpa augmentasi untuk *learning rate default*.

Skenario kedua, CNN memberikan hasil akurasi yang lebih baik dari skenario pertama yaitu sebesar 98,73% dengan nilai *learning rate* 1e-5. Pada skenario kedua ini, belum dieksplorasi bagaimana pengaruh *learning rate* terhadap klasifikasi. Hasil klasifikasi detak jantung terhadap data dengan augmentasi dengan skenario kedua dapat dilihat pada Fig. 5. Dapat dilihat terdapat 18,047 detak yang diklasifikasi sebagai detak normal, 457 detak *supraventricular ectopic*, 1,386 detak *ventricular ectopic*, 134 detak *fusion* dan sebanyak 1,588 detak yang tidak diketahui.

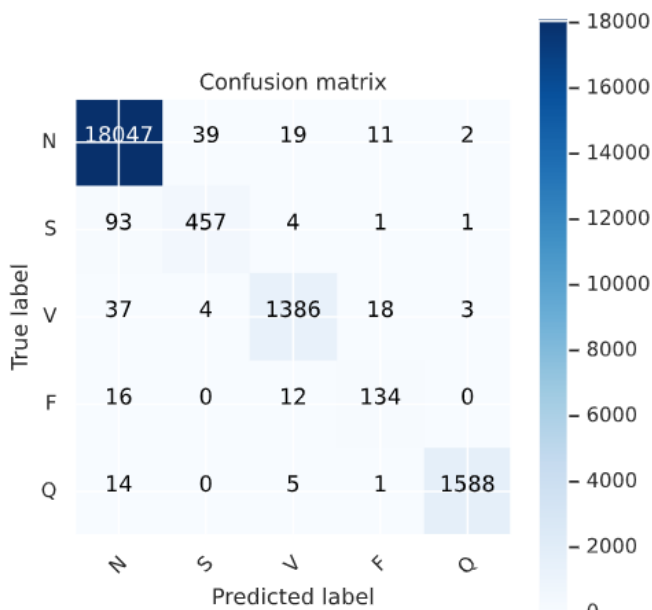


Fig. 5. Hasil klasifikasi detak jantung (skenario 2) dengan data yang diaugmentasi.

### IV. CONCLUSION

Pendekatan *deep learning* digunakan dalam tugas klasifikasi detak jantung untuk secara otomatis mengidentifikasi dan mengklasifikasikan berbagai jenis detak jantung EKG, yang sangat penting untuk diagnosis aritmia. Model CNN digunakan karena dapat mengeksplorasi informasi kontekstual panjang variabel sepanjang sumbu frekuensi dan waktu karena *translational invariability* yang dimilikinya. Berdasarkan hasil yang didapat, model yang diusulkan mampu memprediksi detak jantung ke masing-

masing kategori dengan akurasi yang sangat baik di atas 98% untuk masing – masing scenario yang dilakukan.

### REFERENCES

- [1] Liu, M. B. (2014). Cardiovascular diseases. *Chinese Medical Journal*, Vol. 127, pp. 6–7. Retrieved from [https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))
- [2] Wren, C. (2000). Heart rhythm disorders. *Annales Nestle*, 58(1), 10–18. Retrieved from <https://www.upbeat.org/heart-rhythm-disorders>
- [3] De Chazal, P., O'Dwyer, M., & Reilly, R. B. (2004). Automatic classification of heartbeats using ECG morphology and heartbeat interval features. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(7), 1196–1206.
- [4] Das, M. K., & Ari, S. (2014). ECG Beats Classification Using Mixture of Features. *International Scholarly Research Notices*, 2014, 1–12.
- [5] Mondéjar-Guerra, V., Novo, J., Rouco, J., Penedo, M. G., & Ortega, M. (2019). Heartbeat classification fusing temporal and morphological information of ECGs via ensemble of classifiers. *Biomedical Signal Processing and Control*, 47, 41–48.
- [6] Kachuee, M., Fazeli, S., & Sarrafzadeh, M. (2018). ECG heartbeat classification: A deep transferable representation. *Proceedings - 2018 IEEE International Conference on Healthcare Informatics, ICHI 2018*, 443–444.
- [7] Mousavi, S., & Afghah, F. (2019). Inter- and Intra-Patient ECG Heartbeat Classification for Arrhythmia Detection: A Sequence to Sequence Deep Learning Approach. *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings, 2019-May(1657260)*, 1308–1312.
- [8] Acharya, U. R., Oh, S. L., Hagiwara, Y., Tan, J. H., Adam, M., Gertych, A., & Tan, R. S. (2017). A deep convolutional neural network model to classify heartbeats. *Computers in Biology and Medicine*, 89, 389–396.
- [9] Li, D., Zhang, J., Zhang, Q., & Wei, X. (2017). Classification of ECG signals based on 1D convolution neural network. *2017 IEEE 19th International Conference on E-Health Networking, Applications and Services, Healthcom 2017, 2017-Decem*, 1–6.
- [10] Yu, D., & Li, J. (2017). Recent progresses in deep learning based acoustic models. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 4(3), 396–409.