

Sistem Otentikasi Biometrik Berbasis Sinyal EKG Menggunakan *Convolutional Neural Network* 1 Dimensi

**FAUZI FRAHMA TALININGSIH, YUNENDAH NUR FU'ADAH, SYAMSUL
RIZAL, ACHMAD RIZAL, MUHAMMAD ADNAN PRAMUDITO**

Fakultas Teknik Elektro, Telkom University
Email: fadhila@student.telkomuniversity.ac.id

Received 17 Desember 2021 | *Revised* 4 Januari 2022 | *Accepted* 26 Januari 2022

ABSTRAK

Biometrik merupakan salah satu analisis karakteristik individu yang saat ini banyak digunakan, seperti sidik jari, pengenalan suara, dan pengenalan wajah. Metode biometrik tersebut masih memiliki kelemahan seperti mudah untuk dimanipulasi. Oleh karena itu, penelitian ini akan menggunakan sinyal Elektrokardiogram (EKG) sebagai salah satu metode biometrik. Sinyal EKG memiliki keunikan pada setiap individu sehingga sulit untuk dimanipulasi. Penelitian ini mengembangkan sistem otentikasi biometrik berbasis sinyal EKG. Data yang digunakan berasal dari ECG-ID database dengan jumlah 90 subjek. Sinyal EKG yang digunakan hanya menggunakan gelombang PQRST sebagai input model Convolutional Neural Network 1 Dimensi (CNN). Hasil akurasi yang diperoleh menunjukkan 92.2%. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan memungkinkan digunakan sebagai otentikasi biometrik.

Kata kunci: *Biometrik, Sinyal EKG, Convolutional Neural Network*

ABSTRACT

Biometrics is analyses individual characteristics that are currently widely used, such as fingerprints, voice recognition, and face recognition. The biometric method still has weaknesses, such as being easy to manipulate. Therefore, this study will use an Electrocardiogram (ECG) signal as a biometric method. The ECG signal is unique to each individual, so it is not easy to manipulate. This study develops a biometric authentication system based on ECG signals. The data used comes from the ECG-ID database with a total of 90 subjects. The ECG signal used only PQRST waves as input for the 1-Dimensional Convolutional Neural Network (CNN) model. The accuracy results obtained show 92.2%. Thus, the developed system allows it to be used as biometric authentication.

Keywords: *Biometric, ECG Signal, Convolutional Neural Network*

1. PENDAHULUAN

Biometrik merupakan analisis karakteristik manusia yang digunakan untuk pengenalan individu. Karakteristik yang dimiliki setiap individu berbeda-beda seperti fisik dan perilaku. Beberapa ciri yang biasa digunakan untuk pengenalan individu diantaranya wajah, iris mata, suara, dan sidik jari. Metode-metode pengenalan individu tersebut memiliki kelemahan seperti dapat dengan mudah untuk dimanipulasi. Metode pengenalan individu berbasis sinyal Elektrokardiogram (EKG) saat ini telah dikembangkan. Sinyal EKG menggambarkan aktivitas jantung dan biasanya digunakan untuk mendiagnosis penyakit kardiovaskular **(Hamza & Ayed, 2020)**. Sinyal ini bersifat unik berdasarkan fisik, geometri, dan karakteristik masing-masing individu yang berbeda. Keunikan inilah yang membuat sinyal EKG tidak mudah untuk dimanipulasi.

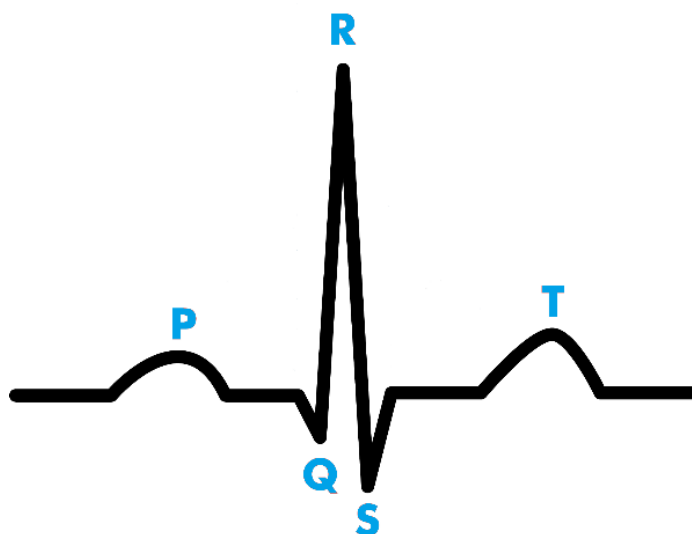
Penelitian terkait pengenalan individu menggunakan sinyal EKG telah dilaksanakan oleh berbagai peneliti dengan metode yang bervariasi. Penelitian oleh D. Wang dkk. **(Wang et al., 2019)** menggunakan metode frekuensi sementara *autoencoding* untuk indentifikasi individu. Data diolah dengan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Autoencoder* (AE). Berbagai metode klasifikasi digunakan dalam penelitian ini, seperti *Random Forest* (RF), *K-Nearest Neighbor* (KNN), dan *Support Vector Machine* (SVM). Hasil yang efektif ditunjukkan dalam penelitian ini dengan perolehan akurasi sebesar 98.87%. Penelitian selanjutnya akan meningkatkan algoritma dan mengeksplorasi metode yang akan digunakan. K. K. Patro dkk. **(Patro, dkk., 2020)** melakukan penelitian dengan berbagai metode klasifikasi. Metode yang digunakan diantaranya *Artificial Neural Networks* (ANN), *multi-class One-Against-All Support Vector Machine* (OAASVM), dan *K-Nearest Neighbour* (K-NN) dengan regresi LASSO (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*). Hasil terbaik diperoleh menggunakan metode klasifikasi K-NN dengan regresi LASSO, dengan akurasi sebesar 99.1379%. A. R. Yuniarti dkk. **(Yuniarti, dkk., n.d.)** melakukan penelitian terkait identifikasi dengan sinyal EKG menggunakan *Dimensional Convolutional Neural Network* (CNN) satu dimensi. Aktivasi ReLU digunakan sebagai ekstraksi ciri dan Softmax sebagai klasifikasi. Akurasi yang diperoleh dalam penelitian ini yaitu sebesar 88%. M. Hammad dkk juga menggunakan metode CNN untuk identifikasi sinyal EKG. Identifikasi sinyal EKG yang dilakukan menggunakan CNN 12 layer. Akurasi tertinggi diperoleh sebesar 98.79% dan sistem ini dapat digunakan identifikasi secara real time. Beberapa penelitian lain juga menggunakan metode CNN **(A.P. Nemirko, 2005) (Baloglu, dkk., 2019) (Byeon, dkk., 2020) (Conference, 2018) (Hadiyoso, dkk., 2019) (Kim, dkk., 2020) (Xu, dkk., 2018) (Xiong, dkk., 2017) (Li, dkk., 2020) (Zhang, dkk., 2019)** yang mengindikasikan hasil yang menjanjikan.

Pada penelitian sebelumnya, segmentasi merupakan salah satu tahap yang penting digunakan. Pada tahap segmentasi banyak peneliti yang menggunakan kompleks QRS sebagai ciri. Pada penelitian ini, kami mencoba menggunakan gelombang PQRST sebagai ciri. Hal ini disebabkan gelombang P dan gelombang T dapat meningkatkan hasil penelitian **(A.P. Nemirko, 2005)**. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan otentikasi biometrik berdasarkan sinyal EKG menggunakan 1 Dimensional *Convolutional Neural Network* sebagai klasifikasinya. Sinyal EKG akan dianalisis pada fragmen informatif, yaitu gelombang PQRST. Dataset yang digunakan berasal dari *database* ECG-ID yang berisi 90 subjek. Selanjutnya model yang diusulkan akan dievaluasi menggunakan dataset uji untuk mendapatkan nilai akurasi, presisi, *recall*.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Sinyal Elektrokardiogram (EKG)

Sinyal Elektrokardiogram (EKG) merupakan suatu sinyal kelistrikan menggambarkan aktivitas jantung yang dihasilkan oleh otot jantung. Kelainan pada jantung dapat teridentifikasi dengan sinyal EKG. Selain itu, sinyal EKG memiliki karakteristik yang unik dapat digunakan sebagai identifikasi individu. Sinyal EKG memiliki tiga bagian utama, yaitu gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T. Gambar 1 merupakan ilustrasi dari sinyal EKG. Pada sinyal EKG terkadang juga terdapat gelombang U.



Gambar 1. Sinyal Elektrokardiogram (EKG)

Bagian-bagian dari sinyal EKG ini memiliki karakteristik yang berbeda-beda. Deskripsi dari masing-masing bagian sinyal EKG terdapat pada Tabel 1.

Tabel 1. Deskripsi Sinyal Elektrokardiogram (EKG)

Bagian Sinyal EKG	Deskripsi
Gelombang P	Defleksi pertama gelombang EKG yang mewakili depolarisasi atrial
Kompleks QRS	Kompleks QRS mewakili depolarisasi ventrikel. <ul style="list-style-type: none">• Gelombang Q merupakan defleksi negatif pertama pada sinyal EKG.• Gelombang R merupakan defleksi positif pertama setelah gelombang P.• Gelombang S adalah defleksi negatif kedua pada sinyal EKG.
Gelombang T	Defleksi positif setelah setiap kompleks QRS, serta gelombang T mewakili repolarisasi ventrikel.

2.2 Convolutional Neural Network (CNN) Satu Dimensi

Salah satu metode deep learning yang sering digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN digunakan untuk mengolah data dalam berbagai dimensi, seperti satu dimensi. CNN 1-Dimensi merupakan modifikasi dari CNN 2-Dimensi yang saat ini dikembangkan (**Abdeljaber, dkk., 2017, 2018**) (**Avci, dkk., 2017**) (**Kiranyaz, dkk., 2015**). CNN 1-Dimensi umumnya digunakan dalam data *time-series*. Metode ini menunjukkan bahwa aplikasi tertentu dari CNN 1-Dimensi lebih menguntungkan daripada CNN 2-Dimensi dalam menangani sinyal 1 dimensi (**Kiranyaz, dkk., 2021**).

Arsitektur CNN terdiri dari *Convolutional Layer*, *Pooling Layer*, dan *Fully Connected Layer*. Proses CNN secara umum dibagi menjadi dua bagian, yaitu ekstraksi ciri dan klasifikasi. Pada bagian ekstraksi ciri, beberapa lapisan saling berhubungan. Lapisan pertama berisi *convolutional layer* dan *Rectified Linear Unit (ReLU) layer*, serta *pooling layer* di lapisan kedua. Selanjutnya, bagian klasifikasi memiliki *fully connected layer*. Bagian ini juga memiliki *flatten layer* dan *softmax*.

2.2.1 Convolutional Layer

Layer ini merupakan layer pertama yang digunakan untuk mengekstrak data input. *Convolutional layer* dapat dianggap sebagai filter karena menyaring fitur input untuk meningkatkan pola fitur yang diberikan. Konvolusi dilakukan antara *input* data dan filter. *Output* pada layer ini adalah *feature map*.

2.2.2 ReLU Layer

Rectified Linear Unit (ReLU) adalah lapisan yang terletak di antara *Convolutional Layer* dan *Pooling Layer*. ReLU adalah fungsi aktivasi *non-linear* yang digunakan di *Neural Networks*, terutama di CNN.

$$f(x) = \begin{cases} 0 & , x < 0 \\ x & , x \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

2.2.3 Pooling Layer

Pooling layer adalah proses untuk mengurangi dimensi dari *feature map*. Lapisan ini mengabaikan data penting yang lebih sedikit sehingga pengenalan dilakukan dalam representasi yang lebih mini. Lapisan *pooling* dapat mengurangi *overfitting*.

2.2.4 Flatten Layer

Flatten layer adalah layer yang mengubah *feature map* multi-dimensi menjadi satu dimensi. Output *flatten layer* adalah satu vektor panjang. Hasil dari *flatten layer* akan digunakan pada input *fully connected layer*.

2.2.5 Fully Connected Layer

Lapisan yang terhubung sepenuhnya berfungsi dengan menggunakan output dari *flatten layer* dimana setiap input dihubungkan. Layer ini berfungsi untuk melakukan transformasi pada dimensi data sehingga data dapat diklasifikasikan secara linier. Neuron pada *fully connected layer* tidak terhubung secara terorganisir, sehingga tidak mungkin untuk memiliki *convolutional layer* setelah *fully connected layer*. *Fully connected layer* bertujuan untuk meratakan fitur tingkat tinggi dan menyatukan semua elemen (**Fu'adah, dkk., 2021**)

(Sakib, dkk., 2018). Lapisan yang terhubung penuh biasanya berada di akhir arsitektur CNN.

2.2.6 Softmax

Aktivasi Softmax adalah lapisan terakhir dari *neural network*. Softmax adalah fungsi matematika yang mengubah vektor bilangan menjadi vektor peluang. Softmax digunakan untuk menormalkan output, mengubah nilai jumlah tertimbang menjadi jumlah satu probabilitas. Setiap nilai dalam *output* diinterpretasikan pada setiap kelas.

3. DESAIN SISTEM

Dalam melakukan penelitian ini, kami menggunakan dataset ECG-ID yang tersedia di Physionet (A.P. Nemirko, 2005). Dataset berisi 90 subjek (44 pria dan 46 wanita, dalam rentang usia 13-75) dengan 310 rekaman sinyal EKG. Dalam penelitian ini seluruh rekaman dari 90 subjek akan digunakan sebagai input. Pada penelitian ini akan dilakukan beberapa tahap. Tahap preprocessing akan dilakukan proses filtering, normalisasi, segmentasi, dan metode Discrete Wavelet Transform (DWT). *Convolutional Neural Network* (CNN) 1 dimensi digunakan untuk klasifikasi dalam penelitian ini. Hasil terbaik yang diperoleh dapat digunakan untuk identifikasi individu.

3.1 Preprocessing

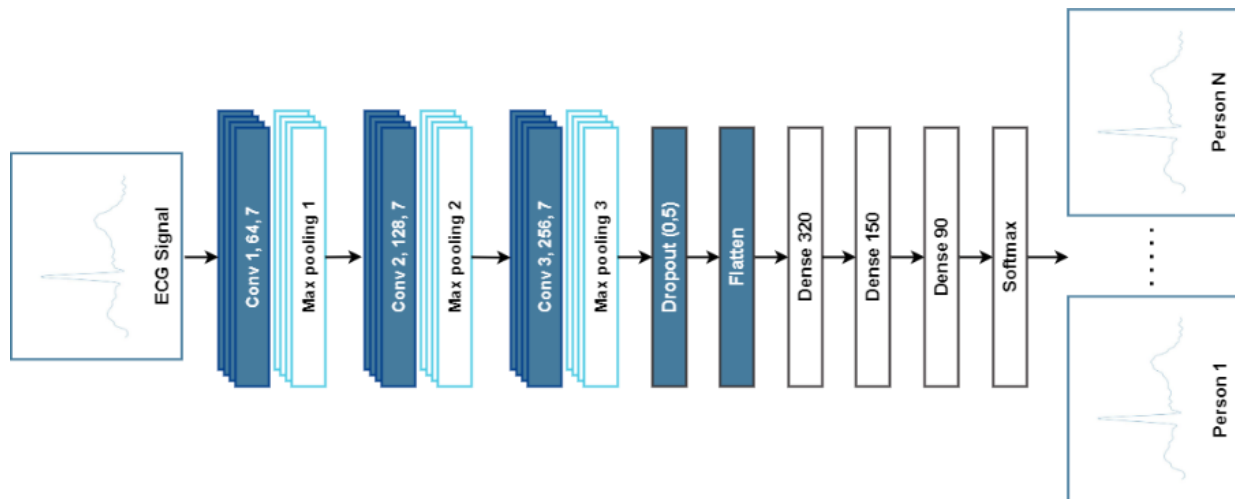
Tahap *preprocessing* merupakan tahapan yang bertujuan agar pengolahan data pada tahapan selanjutnya seragam. Tahap ini terdiri dari empat langkah, yaitu *filtering*, normalisasi, segmentasi, dan DWT. Proses *filtering* bertujuan untuk menghilangkan *noise* pada sinyal EKG. Selanjutnya, sinyal EKG akan dinormalisasi menggunakan Persamaan 2.

$$S(t) = \frac{S(t) - \text{Mean}(S(t))}{\text{Max}(|S(t)|)} \quad (2)$$

Proses normalisasi akan menghasilkan amplitudo sinyal EKG berada pada kisaran -1 hingga 1. Proses segmentasi memastikan nilai rata-rata yang baik dari sinyal EKG sehingga setiap sinyal EKG memiliki beberapa segmen. Dalam DWT, sinyal dianalisis menggunakan teknik penyaringan digital. Proses ini melewati sinyal untuk dianalisis pada filter dengan frekuensi dan skala yang berbeda (Li, dkk., 2020).

3.1 Rancangan Sistem yang Diusulkan

Penelitian ini mengembangkan sistem otentikasi biometrik menggunakan CNN 1-Dimensi berbasis sinyal EKG. Pada penelitian ini menggunakan filter bandpass Butterworth orde 6, frekuensi sampling 500 Hz, dan frekuensi cut-off di bawah 2 Hz serta di atas 50 Hz pada proses *filtering*. Penelitian ini hanya menggunakan gelombang PQRST karena gelombang P dan gelombang T secara signifikan meningkatkan hasil identifikasi (A.P. Nemirko, 2005). Discrete Wavelet Transform (DWT) digunakan untuk proses *denoising* sinyal EKG. Teknik *denoising* dilakukan dengan menggunakan teknik *thresholding* dan dekomposisi (Mandala, dkk., 2017). Metode DWT menggunakan dekomposisi level 4 dan *Daubechies wavelet* untuk *mother wavelet*.



Gambar 2. Model CNN 1-Dimensi

Dalam penelitian ini, kami menggunakan dua rekaman dengan total jumlah fitur gelombang PQRST adalah 180 rekaman dan dikumpulkan ke satu file excel. File ini akan digunakan sebagai input dalam model CNN 1-Dimensi. Gambar 2 menunjukkan model CNN 1-Dimensi. Kami membagi dataset menjadi 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian. Data pelatihan digunakan untuk membangun model. Sebaliknya, data pengujian digunakan untuk memvalidasi kinerja model yang diusulkan.

3.2 Perfarmansi Sistem

Ada empat parameter yang diukur dalam kinerja sistem, yaitu akurasi, *recall*, presisi, dan f1-score. Akurasi adalah perbandingan antara jumlah data yang terdeteksi dengan benar dan jumlah data. Selanjutnya, presisi adalah pengukuran keakuratan suatu model untuk memprediksi kasus positif dalam serangkaian tahapan prediksi. Perbandingan antara jumlah *true positive* dengan jumlah *true positive* dan *false negative* disebut *recall*. Selanjutnya f1-score merupakan perbandingan antara rata-rata presisi dan *recall* yang dibobotkan. Perhitungan parameter kinerja sistem masing-masing ditunjukkan pada Persamaan 3, 4, 5, dan 6 (Setiaji, 2018).

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

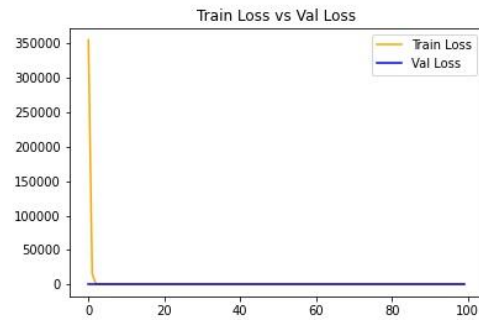
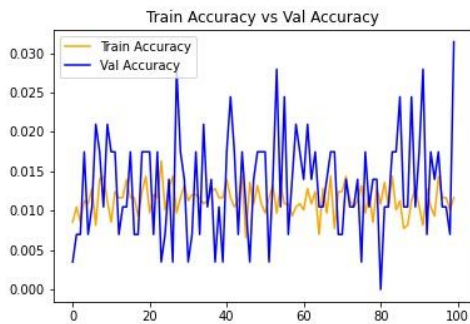
$$F1 - \text{score} = 2 \times \frac{\text{recall} \times \text{presisi}}{\text{recall} + \text{presisi}} \quad (6)$$

4. HASIL DAN DISKUSI

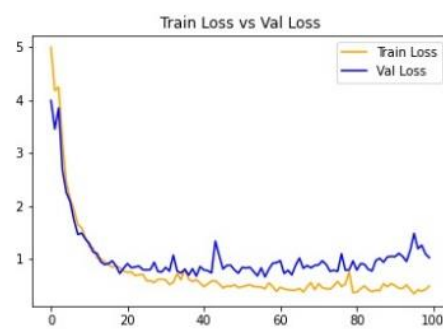
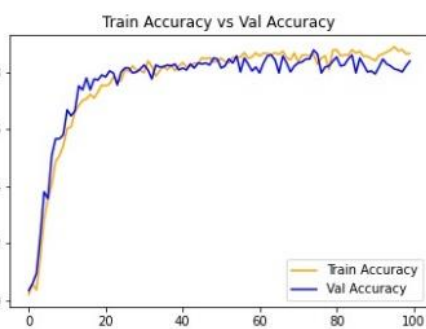
Penelitian ini menggunakan sinyal EKG sebagai sistem pengenalan individu. CNN 1D digunakan untuk mengklasifikasi sinyal EKG. Dataset yang digunakan terbagi menjadi data latih dan data validasi, masing-masing 3178 dan 795. Penelitian ini menggunakan *learning*

Sistem Otentikasi Biometrik Berbasis Sinyal EKG Menggunakan Convolutional Neural Network 1 Dimensi

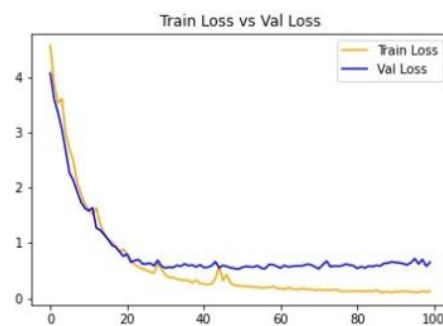
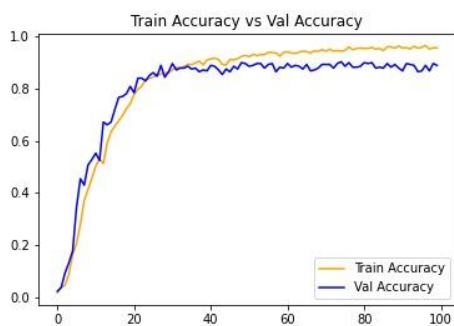
rate yang beragam seperti 0.1, 0.01, 0.001, dan 0.0001. Data dilatih dengan menggunakan berbagai *optimizer*, seperti *adam optimizer*, *RMSprop*, dan *SGD*.



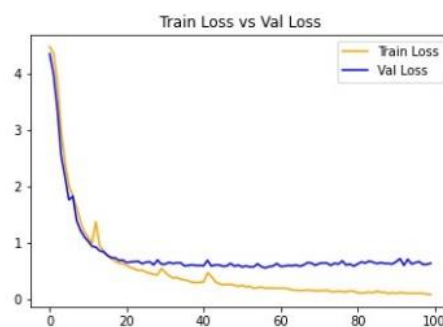
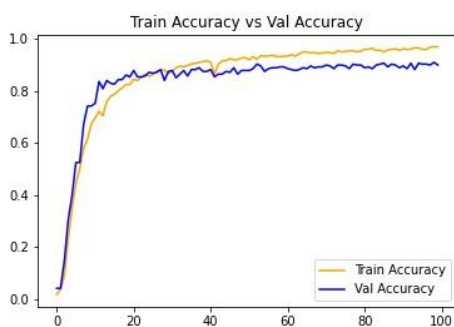
(a)



(b)



(c)



(d)

Gambar 3. Perbandingan Performansi dengan *Learning Rate*; (a) 0.1 (b) 0.01 (c) 0.001 (d) 0.0001

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan adam optimizer dengan *learning rate* 0.001 memiliki hasil yang terbaik. Model ini menggunakan *tiga hidden layer* serta jumlah *epoch* yang tetap, pada kasus ini 100 dan 32 sampel *batch size*. Gambar 3 (a), (b), (c), dan (d) menunjukkan perbandingan antara grafik akurasi dan *loss* pada setiap *learning rate* yang digunakan. Terlihat hasil grafik pada Gambar 3 (c) tidak mengalami *overfitting* maupun *underfitting*.

Tabel 2. Parameter Perfomansi Sistem

Presi	Recall	F1-Score	Akurasi
92.31%	92.12%	91.28%	92.2%

Perfomansi sistem pada model terbaik ditunjukkan pada Tabel 2. Parameter yang dihitung diantaranya akurasi, presisi, *recall*, dan *f-1 score*. Terlihat bahwa hasil yang diperoleh memiliki nilai yang tinggi sehingga model yang dibuat dapat dikatakan akurat.

5. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah diciptakan sistem otentikasi biometrik berbasis sinyal EKG. Penelitian ini menggunakan metode CNN 1-Dimensi dengan jumlah 90 subjek. Model CNN 1-Dimensi yang digunakan memiliki tiga hidden layer, 32 sampel batch size, dan adam optimizer. Ciri sinyal EKG hanya menggunakan gelombang PQRST. Akurasi terbaik diperoleh pada 92.2%. Hasil menunjukkan nilai yang baik untuk seluruh parameter sehingga model dapat dikatakan akurat. Sistem memungkinkan untuk digunakan dalam otentikasi biometrik. Walaupun demikian, sistem yang diajukan masih memerlukan pengembangan sehingga mendapatkan perfomansi yang maksimal.

DAFTAR RUJUKAN

- Abdeljaber, O., Avci, O., Kiranyaz, M. S., Boashash, B., Sodano, H., & Inman, D. J. (2018). 1-D CNNs for structural damage detection: Verification on a structural health monitoring benchmark data. *Neurocomputing*, *275*, 1308–1317. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.09.069>
- Abdeljaber, O., Avci, O., Kiranyaz, S., Gabbouj, M., & Inman, D. J. (2017). Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks. *Journal of Sound and Vibration*, *388*, 154–170. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2016.10.043>
- A.P. Nemirko, T. S. L. (2005). Biometric Human Identification Based on Electrocardiogram. *XII-Th Russian Conference on Mathematical Methods of Pattern Recognition, MAKS Press*, 387–390.
- Avci, O., Abdeljaber, O., Kiranyaz, S., & Inman, D. (2017). *Structural Damage Detection in Real Time: Implementation of 1D Convolutional Neural Networks for SHM Applications* (pp. 49–54). https://doi.org/10.1007/978-3-319-54109-9_6

- Baloglu, U. B., Talo, M., Yildirim, O., Tan, R. S., & Acharya, U. R. (2019). Classification of myocardial infarction with multi-lead ECG signals and deep CNN. *Pattern Recognition Letters*, 122, 23–30. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2019.02.016>
- Byeon, Y. H., Pan, S. B., & Kwak, K. C. (2020). Ensemble deep learning models for ECG-based biometrics. *Proceedings of the 30th International Conference on Cybernetics and Informatics, K and I 2020*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/KI48306.2020.9039871>
- Conference, J. (2018). *DEEP CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR ECG-BASED HUMAN IDENTIFICATION* Bahareh Pourbabae , Matthew Howe-Patterson , Eric Reiher , Frederic Benard.
- Fu'adah, Y. N., Sa'idah, S., Wijayanto, I., Ibrahim, N., Rizal, S., & Magdalena, R. (2021). *Computer Aided Diagnosis for Early Detection of Glaucoma Using Convolutional Neural Network (CNN)* (pp. 467–475). https://doi.org/10.1007/978-981-33-6926-9_40
- Hadiyoso, S., Rizal, A., & Aulia, S. (2019). ECG based person authentication using empirical mode decomposition and discriminant analysis. *Journal of Physics: Conference Series*, 1367, 012014. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1367/1/012014>
- Hamza, S., & Ayed, Y. Ben. (2020). Svm for human identification using the ECG signal. *Procedia Computer Science*, 176, 430–439. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.08.044>
- Kim, J. S., Kim, S. H., & Pan, S. B. (2020). Personal recognition using convolutional neural network with ECG coupling image. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 11(5), 1923–1932. <https://doi.org/10.1007/s12652-019-01401-3>
- Kiranyaz, S., Avci, O., Abdeljaber, O., Ince, T., Gabbouj, M., & Inman, D. J. (2021). 1D convolutional neural networks and applications: A survey. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 151, 107398. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.107398>
- Kiranyaz, S., Ince, T., Hamila, R., & Gabbouj, M. (2015). Convolutional Neural Networks for patient-specific ECG classification. *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2608–2611. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2015.7318926>
- Li, Y., Pang, Y., Wang, K., & Li, X. (2020). Toward improving ECG biometric identification using cascaded convolutional neural networks. *Neurocomputing*, 391, 83–95. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.01.019>
- Mandala, S., Fuadah, Y. N., Arzaki, M., & Pambudi, F. E. (2017). Performance analysis of wavelet-based denoising techniques for ECG signal. *2017 5th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICoICT.2017.8074701>

- Patro, K. K., Reddi, S. P. R., Khalelulla, S. K. E., Rajesh Kumar, P., & Shankar, K. (2020). ECG data optimization for biometric human recognition using statistical distributed machine learning algorithm. *The Journal of Supercomputing*, *76*(2), 858–875. <https://doi.org/10.1007/s11227-019-03022-1>
- Sakib, S., Ahmed, N., Kabir, A. J., & Ahmed, H. (2018). *An Overview of Convolutional Neural Network: Its Architecture and Applications*. <https://doi.org/10.20944/PREPRINTS201811.0546.V1>
- Setiaji, A. (2018). *Machine Learning: Accuracy, Recall & Precision*. https://mragungetiaji.github.io/python/machine_learning/2018/09/21/machine-learning-accuracy-recall-dan-precision.html
- Wang, D., Si, Y., Yang, W., Zhang, G., & Li, J. (2019). A novel electrocardiogram biometric identification method based on temporal-frequency autoencoding. *Electronics (Switzerland)*, *8*(6), 1–24. <https://doi.org/10.3390/electronics8060667>
- Xiong, Z., Stiles, M., & Zhao, J. (2017). *Robust ECG Signal Classification for the Detection of Atrial Fibrillation Using Novel Neural Networks*. <https://doi.org/10.22489/CinC.2017.066-138>
- Xu, J., Li, T., Chen, Y., & Chen, W. (2018). Personal Identification by Convolutional Neural Network with ECG Signal. *2018 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*, 559–563. <https://doi.org/10.1109/ICTC.2018.8539632>
- Yuniarti, A. R., Rizal, S., & Lim, K. M. (n.d.). *ECG Identification with One Dimensional Convolutional Neural Network*.
- Zhang, Y., Zhao, Z., Guo, C., Huang, J., & Xu, K. (2019). ECG Biometrics Method Based on Convolutional Neural Network and Transfer Learning. *Proceedings - International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2019-July*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICMLC48188.2019.8949218>