

PERANCANGAN SISTEM PEMANTAUAN KEBISINGAN SUARA PADA PERPUSTAKAAN BERBASIS INTERNET OF THINGS

Alvin Zulham Firdananta, Adian Fatchur Rochim, Dania Eridani

Departemen Teknik Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro

Jalan Prof. Soedarto, S.H., Kampus Undip Tembalang, Semarang, Indonesia 50275

alvinzulham@students.undip.ac.id, adian@lecturer.undip.ac.id, daniaeridani@lecturer.undip.ac.id

ABSTRACT - Library become one of the important places especially for students, lecture and general public as a place to seek and exchange knowledge. However, not all library visitors know the rules in the library and act arbitrarily to create noise that can disturb other visitors who are focusing on reading and discussing science. The librarian as the person in charge of the library must always maintain quietness in the library. However, if librarian repeatedly warn visitors who are a source of noise, it will certainly interfere with the main work of a librarian. This final project research is expected to be able to reduce the noise level that is not wanted by in library.

The tool is built with microcontroller Arduino Nano 33 BLE with decibel sensor DFROBOT Analog Sound Level Meter Sense and ESP32-WROOM32U. The tool is equipped with classification capabilities resulting from machine learning using the Convolutional Neural Network algorithm by utilizing several Feature Extraction methods. The tool will be connected to WiFi so that it can be integrated with websites created using the PHP programming language and Laravel framework. Data from monitoring will be stored with MySQL database.

The result of this research is the tool can monitor noise with an ideal distance from the sound source as far as 30-100 cm. The artificial intelligence system built on Arduino Nano 33 BLE Sense hardware using the Convolutional Neural Network algorithm with the MFE feature extraction method and data augmentation using SpecAugment being the most optimal method in classifying noise that may occur around the library. With an accuracy of 86.4%, it can properly classify to find out the types of sounds that exist. Storage systems and websites for displaying data are also quite good at providing important information to users.

Keywords: Internet of Things, Library, Noise, Feature Extraction, Convolutional Neural Network, Data Augmentation, Laravel, MySQL

ABSTRAK - Perpustakaan menjadi salah satu sarana penting bagi masyarakat khususnya pelajar dan mahasiswa sebagai tempat mencari dan bertukar ilmu pengetahuan. Namun, tidak semua pengunjung perpustakaan mengetahui aturan di perpustakaan dan bertindak seenaknya menimbulkan kebisingan yang dapat mengganggu pengunjung lain yang sedang fokus membaca dan berdiskusi mengenai ilmu pengetahuan. Pustakawan selaku orang yang berwenang di perpustakaan harus senantiasa menjaga ketenangan di perpustakaan. Namun, jika berulang kali memperingati pengunjung yang menjadi sumber kebisingan, tentu akan mengganggu pekerjaan utama seorang pustakawan. Penelitian tugas akhir ini diharapkan mampu mengurangi tingkat kebisingan yang tidak diinginkan di perpustakaan.

Alat dibangun dengan mikrokontroler Arduino Nano 33 BLE menggunakan sensor DFROBOT Analog Sound Level Meter

Sense dan ESP32-WROOM32U. Alat dilengkapi dengan kemampuan klasifikasi yang dihasilkan dari pelatihan mesin menggunakan algoritma Convolutional Neural Network dengan memanfaatkan beberapa metode Feature Extraction. Alat akan terhubung dengan WiFi agar dapat diintegrasikan dengan website yang dibuat menggunakan bahasa pemrograman PHP dan framework Laravel. Data dari pemantauan akan disimpan dengan basis data MySQL.

Hasil dari penelitian ini adalah alat dapat memantau kebisingan dengan jarak ideal dari sumber suara sejauh 30-100 cm. Sistem kecerdasan buatan yang dibuat pada perangkat keras Arduino Nano 33 BLE Sense menggunakan algoritma Convolutional Neural Network dengan metode ekstraksi fitur MFE dan augmentasi data menggunakan SpecAugment menjadi metode yang paling optimal dalam melakukan klasifikasi kebisingan yang mungkin terjadi di sekitar perpustakaan. Dengan akurasi sebesar 86.4% dapat dengan baik melakukan klasifikasi untuk mengetahui jenis suara yang ada. Sistem penyimpanan dan website untuk menampilkan data juga sudah cukup baik dalam menyediakan informasi penting pada pengguna.

Kata Kunci : Internet of Things, Perpustakaan, Kebisingan, Feature Extraction, Convolutional Neural Network , Augmentasi Data, Laravel, MySQL

I. PENDAHULUAN

Perpustakaan adalah salah satu sumber informasi bagi masyarakat. Selain itu perpustakaan juga menjadi sarana berbagi dan bertukar ilmu pengetahuan antar individu. Perpustakaan memiliki 5 fungsi pokok antara lain penyimpanan, pendidikan, penelitian, informasi dan rekreasi kultural. Pustakawan, selaku pengelola perpustakaan memiliki tantangan dalam mewujudkan fungsi pokok dari perpustakaan terlepas dari perbedaan kondisi dari tiap perpustakaan yang tersebar di penjuru negeri [1].

Perpustakaan menjadi tempat yang dibutuhkan bagi pelajar, mahasiswa, dosen, dan peneliti yang menjadikannya sebagai alternatif tempat penelusuran sumber Pustaka dan tempat kegiatan ilmiah berkelompok. Seringkali pengunjung belum memahami etika berada dalam ruangan perpustakaan, pengunjung yang belum memahami tata tertib tersebut, membuat suara gaduh, terlalu keras berbicara sehingga menimbulkan kebisingan bagi pengunjung lain yang akibatnya mengganggu konsentrasi membaca atau diskusi yang sedang dilakukan. Hal ini menjadi salah satu sebab utama komplain yang disampaikan oleh pengunjung perpustakaan kepada pustakawan [2]. Pustakawan selaku petugas yang berwenang perlu mengingatkan pengunjung agar tenang tidak menyebabkan kebisingan. Padahal pustakawan harus juga

menjalankan pekerjaannya mulai dari melakukan pendataan buku baru hingga perawatan buku di perpustakaan. Tentu saja melakukan peringatan terus menerus ke pengunjung yang berbeda akan sangat mengganggu pekerjaan pustakawan. Oleh karena itu dibutuhkan alat yang secara otomatis mendeteksi dan sekaligus akan memberikan sinyal pemberitahuan kepada pengunjung untuk tidak membuat suara bising.

Salah satu cara untuk mengurangi kebisingan di perpustakaan adalah dengan menggunakan alat yang akan memperingati pengunjung saat pengunjung mencapai batas ambang kebisingan yang ditentukan [3]. Namun, Masalah yang ditemukan saat membuat sistem pemantauan kebisingan adalah pada kebisingan itu sendiri. Sistem harus dapat membedakan suara bising mana yang dihasilkan oleh pengunjung dan suara bising mana yang dihasilkan oleh lingkungan perpustakaan. Menambahkan Kecerdasan Buatan pada sistem memungkinkan sistem dapat mengenali kebisingan yang ada di sekitarnya. Salah satu cabang dari Kecerdasan Buatan adalah Machine Learning. Machine Learning saat ini sudah sampai pada penerapan yang ada di sistem tertanam [4]. Penerapan Kecerdasan Buatan pada sistem tertanam adalah batasan harus beroperasi pada perangkat dengan kemampuan terbatas [5].

Karena masalah tersebut, penulis berkeinginan membuat “Perancangan Sistem Alat Pendeteksi Kebisingan Suara Pada Perpustakaan Berbasis Internet of Things” yang diharapkan mampu mengurangi tingkat kebisingan yang tidak diinginkan pengunjung perpustakaan.

Penelitian mengenai sistem pemantauan kebisingan sudah beberapa kali dilakukan sebelumnya. Pada penelitian [6] dibuat sebuah sistem pendeteksi dan pemberi peringatan kebisingan suara berbasis Arduino Uno di Perpustakaan Universitas Amikom Purwokerto. Pada sistem di penelitian tersebut digunakan sensor GY-MAX4466 sebagai sensor kebisingan dan juga layar OLED 128x64 pixel serta *speaker* yang berfungsi sebagai mengeluarkan peringatan berupa suara kepada pengunjung perpustakaan di sekitarnya. Penelitian [7] dibangun juga sistem pendeteksi kebisingan di perpustakaan berbasis Arduino. Sistem dibangun menggunakan sensor LM393D serta terhubung dengan LCD yang akan menampilkan teks dan juga *speaker* yang digunakan sebagai *output* suara. Penelitian [8] membangun alat deteksi kebisingan pengunjung perpustakaan dengan mikrokontroler ES8266. Mikrokontroler tersebut terhubung dengan sensor KY-037 dan LCD. Penelitian tersebut juga membangun *website* sebagai media pemantauan dan pengontrol deteksi kebisingan.

Penelitian-penelitian tersebut hampir serupa dikarenakan membangun sistem pemantauan menggunakan mikrokontroler yang terhubung dengan sensor suara. Namun belum ada yang melakukan penelitian berkaitan bagaimana metode yang dapat dilakukan sistem tersebut untuk dapat membedakan kebisingan yang dihasilkan oleh pengunjung perpustakaan dengan kebisingan yang berasal dari lingkungan sekitar perpustakaan. Hal inilah yang menjadi pembeda penelitian tersebut dengan penelitian yang akan dilakukan penulis.

Karena itulah, penelitian ini memiliki tujuan utama terhadap bagaimana cara sebuah sistem yang dibangun

berdasarkan mikrokontroler dapat memiliki suatu kecerdasan buatan yang dapat mengidentifikasi kebisingan suara.

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Perpustakaan

Perpustakaan adalah tempat yang menjadi pusat pengumpulan, dan penyebaran berbagai macam informasi yang disimpan dalam berbagai jenis media berupa buku, majalah ataupun dalam bentuk yang lain [9]. Kata *Library* atau perpustakaan dalam kamus The Oxford English memiliki arti suatu tempat buku-buku diatur untuk dibaca, dipelajari atau dipakai sebagai bahan rujukan. Jika disimpulkan perpustakaan dapat diartikan sebagai tempat yang menjadi pusat atau sumber informasi.

B. Kebisingan

Bunyi adalah kondisi berubahnya tekanan atau dapat juga dijelaskan sebagai kecepatan osilasi atau frekuensi dalam satuan Hertz (Hz). Terdapat 3 jenis bunyi yaitu yang memiliki frekuensi di antara 20Hz sampai 20 kHz (dapat didengar telinga manusia), di atas 20 kHz dan di bawah 20Hz (keduanya tidak dapat didengar oleh telinga manusia) [10].

Bising dapat diartikan sebagai bunyi yang tidak diinginkan, tidak disukai, dan mengganggu atau dapat diartikan juga getaran bunyi kompleks yang terdapat berbagai frekuensi dan amplitudo bersifat periodik/non-periodik [11]. Kebisingan dapat diukur secara logaritmik dengan satuan desibel (dB) yang merupakan arus energi persatuan luas [12]. Kebisingan dapat digolongkan menjadi 3 jenis yaitu mesin, vibrasi, pergerakan udara, gas dan cairan [13].

C. Feature Extraction

Indera pendengaran manusia memiliki kemampuan untuk mendengarkan suara dengan jangkauan 20 Hz-20kHz. Manusia dapat dengan mudah membedakan jenis suara tanpa melakukan usaha tambahan. Jika mesin ingin memiliki kemampuan yang sama untuk membedakan jenis suara, harus dilakukan usaha tambahan karena mesin memiliki masalah yang sering disebut dengan *machine hearing* [14]. *Feature extraction* atau ekstraksi fitur dapat membantu mesin dalam mengenali suara. Beberapa metode yang dapat digunakan untuk ekstraksi fitur adalah Spectrogram, Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCCs), dan Mel-Filterbank Energy (MFE). Hasil ekstraksi fitur, akan digunakan sebagai masukan utama dalam pelatihan mesin yang dapat meningkatkan akurasi mesin dalam membedakan jenis suara [15].

Spectrogram adalah metode mengubah catatan sinyal menjadi gambar frekuensi waktu dengan menggunakan Short Time Fourier Transform (STFT) [16]. Spectrogram akan mengekstrak gelombang suara menjadi gambar yang berisi grafik 2 dimensi. Sumbu X merupakan representasi dari waktu dan sumbu Y merupakan representasi dari frekuensi dan terdapat warna yang mengindikasikan amplitudo dari titik-titik tersebut [17].

Spectrogram memiliki 3 parameter untuk mengekstrak data suara ke dalam versi yang lebih sederhana. Parameter tersebut adalah *frame length*, *frame stride*, *frequency bands*, dan *normalization noise floor*. *frame length* adalah panjang bingkai dalam hitungan detik. *Frame stride* adalah langkah antara

frame berturut-turut dalam hitungan detik. *Frequency bands* adalah jumlah pita frekuensi dari nilai kelipatan dua (64, 128, 256). *normalization noise floor* adalah kondisi diabaikan suara ketika kurang dari nilai parameter dalam dB.

Mel-Filterbank Energy (MFE) memiliki kesamaan dengan Spectrogram yang mengekstrak frekuensi dan waktu dari sinyal audio, namun MFE menggunakan skala non-linier yang didefinisikan sebagai

$$f_{mel} = 2595 \log_{10} \left(1 + \frac{f}{700} \right) \quad (2.1)$$

di mana f adalah frekuensi asli dalam Hz [18]. Filter segitiga diterapkan pada Mel-scale untuk mengekstrak pita frekuensi dan jumlah fitur frekuensi. MFE memiliki 7 parameter dan 3 di antaranya mirip dengan Spectrogram, *Frame length*, *frame stride*, dan *normalization noise floor*. 4 parameter lainnya adalah *filter number*, *FFT length*, *low frequency*, dan *high frequency*. *Filter number* adalah jumlah filter di filterbank. *FFT length* adalah jumlah titik FFT. *Low frequency* pita filter Mel terendah di satuan Hz. *High Frequency* adalah tepi pita tertinggi filter Mel di satuan Hz.

Mel Frequency Cepstral Coefficients metode untuk mengekstrak koefisien dari sinyal audio menggunakan skala non-linear berdasarkan persepsi pendengaran manusia [19]. MFCC akan mencakup pengelompokan sinyal, menerapkan DFT, dan mengambil log besarnya, kemudian menyatukan frekuensi pada skala Mel. [20].

Ekstraksi fitur akan menggunakan K-Nearest Neighbor karena memiliki kinerja yang baik untuk mengekstraksi sinyal audio ke dalam bentuk yang lebih sederhana untuk memudahkan mesin memahami sinyal. [21].

D. Data Augmentation

Data Augmentation atau augmentasi data adalah teknik untuk secara acak mengubah data dan akan meningkatkan variasi dari dataset yang digunakan [22]. Metode augmentasi data yang digunakan pada penelitian ini adalah SpecAugment. SpecAugment merupakan augmentasi data sederhana yang secara langsung diaplikasikan ke ekstraksi fitur dari neural network [23].

E. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network adalah salah satu algoritma yang banyak digunakan untuk pelatihan mesin dari mulai bidang pengenalan gambar, pengenalan suara, analisis video, pemrosesan bahasa natural dan beberapa bidang lain [24]. Convolutional Neural Network (CNN) juga menjadi algoritma yang dapat digunakan untuk membangun kecerdasan buatan pada sistem tertanam [15]. CNN memanfaatkan operasi aljabar linier yang mengalikan matriks dari filter pada citra yang ingin diproses [25]. CNN merupakan algoritma yang bersifat *supervised learning* yang membutuhkan data yang diberi label dalam membuat sebuah pelatihan mesin. CNN terdapat beberapa lapisan utama yaitu *input layer*, beberapa *hidden layer*, and *output layer*. Setiap titik dari layer akan terhubung dengan titik pada layer lainnya [26]. Untuk implementasi CNN dalam penelitian ini, akan menggunakan pustaka Keras. Keras adalah pustaka *open-source* untuk *neural network*, atau dapat didefinisikan sebagai tulang punggung dari *neural network*.

network [27]. Karena menggunakan audio secara langsung tidak dianjurkan untuk pembelajaran mesin terutama menggunakan algoritma CNN. [28], *input layer* dari CNN akan menggunakan salah satu dari 3 metode ekstraksi fitur yang telah dijelaskan di bagian sebelumnya.

Evaluasi hasil model yang telah dibuat dilakukan menggunakan beberapa metrik yang sering digunakan antara lain akurasi, presisi, *recall*, dan *F1 Score*. Akurasi memiliki persamaan sebagai berikut

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{jumlah prediksi yang benar}}{\text{jumlah sampel}} \quad (2.2)$$

Presisi adalah rasio prediksi positif yang benar dibagi dengan jumlah prediksi positif. *Recall* adalah persentase kasus positif yang benar diprediksi [29]. *F1 Score* adalah *harmonic mean* antara presisi dan recall. Berikut ini adalah persamaan dari presisi, *recall*, dan *F1 score* secara berturut turut pada persamaan 2.3, 2.4, dan 2.5.

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.3)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.4)$$

$$F1 \text{ Score} = 2 \times \frac{\text{Presisi} \times \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \quad (2.5)$$

untuk

TP = True Positive = kasus positif yang diprediksi benar
 TN = True Negative = kasus negatif yang diprediksi benar
 FP = False Positive = kasus negatif yang diprediksi salah (diprediksi positif)
 FN = False Negative = kasus positif yang diprediksi salah (diprediksi negatif)

F. Mikrokontroler

Mikrokontroler adalah *chip* yang berisi komponen-komponen komputer seperti CPU, RAM, ROM, I/O dan beberapa komponen lain yang memiliki fungsi spesifik. Komponen yang ada di mikrokontroler sudah saling terhubung dan dapat langsung digunakan dengan memasukkan program ke dalam ROM sesuai spesifikasi masing-masing mikrokontroler [30].

Mikrokontroler sering digunakan karena dapat menggantikan fungsi komputer namun dalam ukuran yang kecil sehingga dapat diterapkan di berbagai macam implementasi. Namun, karena memiliki ukuran yang kecil, mikrokontroler juga memiliki kemampuan yang sangat terbatas.

G. Arduino Nano 33 BLE Sense

Arduino Nano 33 BLE Sense merupakan mikrokontroler yang sudah terdapat beberapa sensor yang tertanam pada board mikrokontroler. Beberapa sensor yang sudah tertanam di antaranya *microphone*, *temperature*, *barometer*, *humidity*, *accelerometer*, *digital proximity*, *ambient light*, RGB, dan *gesture sensor*. Pengembangan Arduino Nano 33 BLE Sense dapat menggunakan *software* Arduino IDE yang menggunakan bahasa pemrograman C++ [31].

H. ESP32-WROOM32U

ESP32 *board* atau biasa dikenal dengan ESP32-DevkitC adalah mikrokontroler yang dilengkapi dengan *micro USB* yang berfungsi sebagai *power supply* dan data untuk pemrograman. Selain *port micro USB*, *board* ini juga dilengkapi dengan 2 tombol reset, dan *flash*. Selain itu *board* ESP32. Pengembangan program ESP32 dapat menggunakan bahasa pemrograman C++ menggunakan bantuan *software* Arduino IDE [32].

I. DF Robot Analog Sound Level Meter

DF Robot Analog Sound Level Meter merupakan sensor pengukur desibel yang diproduksi oleh DF Robot. Sensor ini juga dikenal sebagai desibel meter atau *noise meter* yang digunakan untuk mengukur kebisingan yang ada di sekitar sensor tersebut. Pembacaan sensor dihasilkan berdasarkan dari nilai tegangan pada AREF pin [33].

J. Laravel

Laravel merupakan salah satu *Framework* PHP yang banyak digunakan dalam membangun *website* mulai dari proyek kecil sampai besar. *Framework* ini banyak digunakan dikarenakan banyak fitur yang memudahkan dalam membangun *website*, serta dukungan komunitas yang luas sehingga sangat memudahkan saat terdapat kendala dalam keberlangsungan pengembangan [34].

Framework Laravel menggunakan konsep MVC (*Model View Controller*), MVC adalah sebuah metode yang memisahkan aplikasi ke dalam 3 komponen logika utama yaitu *Model*, *View*, dan *Controller*. MVC terdiri dari 3 komponen yang memiliki fungsi masing-masing.

K. MySQL

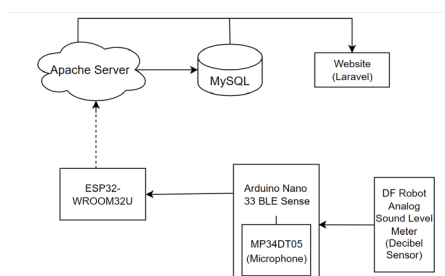
MySQL merupakan jenis RDBMS (*Relational Database Management System*) *open source* dengan dua bentuk lisensi, yaitu *Free Software* dan *Shareware*. Jadi MySQL adalah *database server* yang gratis dengan lisensi GNU General Public License (GPL) sehingga dapat dipakai untuk keperluan pribadi atau komersial. MySQL menggunakan SQL dalam prosesnya. SQL sendiri merupakan suatu bahasa yang dipakai di dalam pengambilan data pada *relational database* atau *database* yang terstruktur. Jadi *MySQL* adalah *database management system* yang menggunakan bahasa SQL sebagai bahasa penghubung antara perangkat lunak aplikasi dengan *database server* [35].

L. Perancangan Sistem

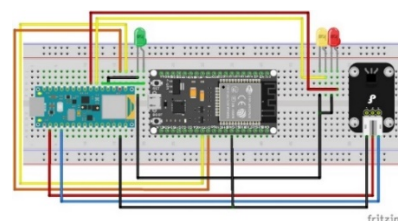
Alat memiliki prinsip kerja akan menerima masukan suara dari sekitarnya. Suara yang masuk melalui 2 sensor, yaitu sensor kebisingan dan mikrofon. Saat suara yang ada di sekitar alat melebihi ambang batas 60 dB, maka alat akan menjalankan sensor mikrofon dan melakukan klasifikasi suara. Suara akan diklasifikasikan menjadi 5 kategori yang merepresentasikan benda jatuh, klakson, manusia, telepon seluler, dan sirene. Saat klasifikasi menunjukkan kategori manusia atau telepon seluler, maka LED pemberitahuan akan menyala untuk memperingati orang di sekitarnya. Seluruh pembacaan dari alat berupa nilai desibel dan hasil klasifikasi akan dikirimkan ke basis data dan rangkuman data akan ditampilkan pada *website*.

Alat ini dibangun menggunakan 2 mikrokontroler yaitu Arduino Nano BLE Sense sebagai mikrokontroler klasifikasi dan ESP32-WROOM32U sebagai mikrokontroler yang menghubungkan dengan basis data. Arduino Nano BLE Sense yang sudah terdapat mikrofon bertipe MP34DT05 juga dihubungkan dengan sensor kebisingan besutan DF Robot dengan tipe Analog Sound Level Meter serta LED indikator yang berfungsi sebagai indikator saat alat menyala dan LED peringatan untuk pengguna di sekitarnya. Data-data yang diterima dari sensor-sensor tersebut akan masuk ke serial komunikasi Arduino yang akan diteruskan ke ESP32.

ESP32 akan dihubungkan dengan WIFI yang sebelumnya telah ditentukan agar bisa melakukan komunikasi dengan server. Data-data dari Arduino Nano yang dikirimkan ke ESP32 berupa data pembacaan sensor kebisingan, dan hasil klasifikasi akan diteruskan ke server untuk disimpan di dalam basis data. Sehingga, data dari alat yang sudah masuk ke basis data akan dapat ditampilkan di *website*. Di dalam *website* tersebut, data dapat ditampilkan berdasarkan tahun, bulan, sampai hari. Terdapat juga pilihan untuk menampilkan data pembacaan secara langsung.

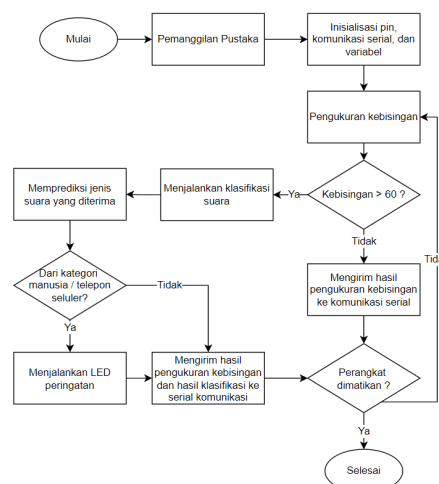


Gambar 1 Blok Diagram Keseluruhan Sistem



Gambar 2 Skema Rangkaian Perangkat

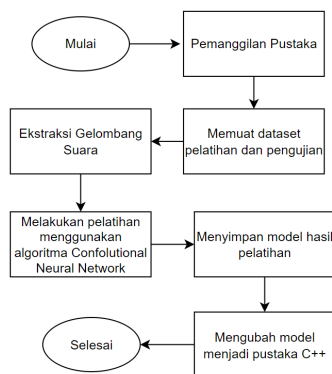
Perangkat lunak Pengukuran Kebisingan dan Klasifikasi Suara ini akan ditanamkan pada papan Arduino Nano 33 BLE Sense dengan diagram alir sebagai berikut.



Gambar 3 Diagram alir Sistem pengukuran kebisingan dan klasifikasi suara

Saat perangkat dihubungkan dengan sumber daya, maka langsung dilakukan pembacaan pustaka yang dibutuhkan. Selanjutnya, akan dilakukan inialisasi pin, serial komunikasi dan variabel yang dibutuhkan. Kemudian, juga diperiksa mikrofon apakah berfungsi atau tidak, jika tidak maka akan menampilkan peringatan eror. Lalu, pin yang terhubung dengan indikator LED akan dinyalakan selama alat menyala. Kemudian akan dibaca data dari sensor kebisingan dan masuk ke dalam pengondisian. Saat pembacaan sensor kebisingan melebihi ambang batas 60 desibel maka akan dijalankan pembacaan suara melalui mikrofon kemudian hasil pembacaan tingkat kebisingan dan klasifikasi akan dikirimkan ke serial komunikasi agar dapat diterima di ESP32. Jika kebisingan tidak lebih dari 60 desibel maka hanya hasil pengukuran tingkat kebisingan yang dikirimkan ke serial komunikasi.

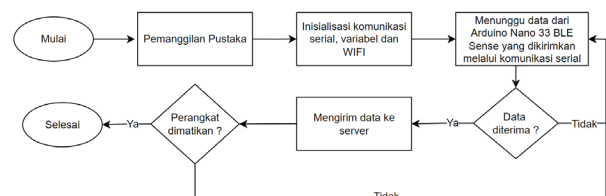
Pustaka AudioClassification merupakan pustaka yang dibuat menggunakan Edge Impulse Studio. Pustaka ini dihasilkan dari pelatihan mesin yang menghasilkan model klasifikasi berdasarkan pelatihan yang telah dilakukan. Berikut adalah diagram alir untuk menghasilkan pustaka AudioClassification.



Gambar 4 Diagram Alir Pembuatan Pustaka AudioClassification

Pada pembuatan model untuk klasifikasi, dilakukan pemanggilan pustaka terlebih dahulu yang diperlukan dalam pelatihan. Kemudian, akan dilakukan pemuatan dataset dengan total 1071 sampel suara yang terbagi menjadi 5 kategori bernama fallingObj atau benda jatuh berisi 216 sampel suara yang merepresentasikan suara-suara dari benda jatuh. Human atau manusia berisi 246 sampel suara yang merepresentasikan suara-suara kebisingan yang berasal dari manusia. Phone atau telepon berisi 225 sampel suara yang merupakan kumpulan suara kebisingan yang berasal dari telepon seluler. Horn atau klakson berisi 198 sampel suara yang merupakan kelas yang berisi suara-suara kebisingan yang disebabkan oleh klakson kendaraan. Siren atau sirene berisi 186 sampel suara yang merupakan kelas dari suara-suara yang dihasilkan oleh sirene kendaraan ambulans, polisi, atau pemadam kebakaran. Kategori fallingObj berisi suara yang didapatkan dari rekaman langsung benda jatuh oleh penulis. Kategori Phone berisi suara telepon seluler yang didapatkan dari media terbuka seperti YouTube. Kategori Siren, Human, dan Horn berisi suara yang diambil dari dataset UrbanSound8K yang dilakukan pemilahan suara yang relevan dengan kondisi perpustakaan. Selanjutnya akan dilakukan ekstraksi gelombang suara yang bertujuan meningkatkan akurasi dari hasil pelatihan. Gelombang suara yang digunakan untuk pelatihan klasifikasi tidak

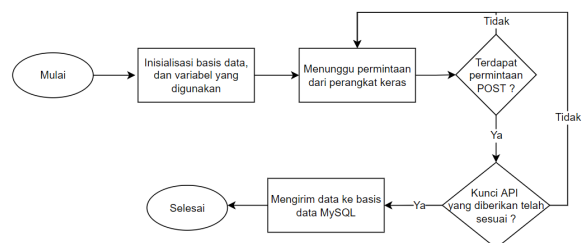
direkomendasikan untuk digunakan secara langsung karena akan menghasilkan akurasi yang sangat buruk [29]. Lalu, setelah dilakukan ekstraksi gelombang suara maka langsung dilakukan pelatihan menggunakan algoritma Convolutional Neural Network. Pada algoritma tersebut dibuat 8 lapisan untuk memudahkan mesin dalam mengenali jenis suara yang diharapkan. Selanjutnya dilakukan pengoptimalan sebelum data mulai dilakukan pelatihan dan pengujian. Setelah pelatihan dan pengujian selesai, terakhir model akan disimpan dan dilakukan konversi menjadi pustaka C++ untuk memudahkan saat digunakan dalam pemrograman di perangkat keras.



Gambar 5 Diagram Alir Sistem Penyimpanan Data

Pada sistem penyimpanan data ini akan dilakukan oleh ESP32-WROOM32U, dan memiliki diagram alir seperti ditunjukkan Gambar 5 Pertama, dilakukan pemanggilan pustaka yang diperlukan untuk berjalannya program.

Setelah dilakukan pemanggilan pustaka, selanjutnya akan dilakukan inialisasi komunikasi serial untuk mengambil data dari Arduino Nano 33 BLE Sense, dan inialisasi variabel serta fungsi yang dibutuhkan untuk dapat menghubungkan dengan WIFI seperti SSID dan *password* dari WIFI yang ingin dihubungkan. Selanjutnya, ESP32 akan menunggu data kiriman dari Arduino Nano sampai data diterima kemudian data tersebut akan dikirimkan ke server yang telah diinisialisasi di awal tadi. Perangkat akan terus mengulang tahap yang telah disebutkan sebelumnya sampai perangkat dimatikan. Selain konfigurasi yang dilakukan pada ESP32, dibutuhkan juga konfigurasi untuk server yang akan menyimpan data ke basis data.

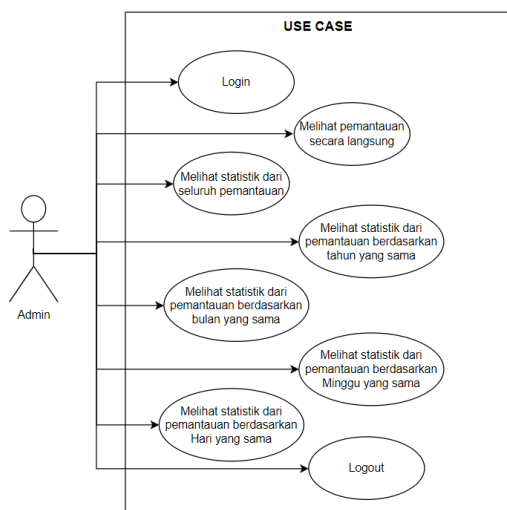


Gambar 6 Diagram Alir dari Server Penyimpanan Data

Gambar 6 menunjukkan tahapan server dalam menerima data yang dikirimkan dari ESP32. Pertama, basis data perlu diinisialisasi untuk melakukan konfigurasi nama tabel, *username*, dan *password* dari basis data MySQL. Selain itu, terdapat juga inialisasi variabel yang akan menyimpan data-data dari ESP32. Selanjutnya akan menunggu permintaan dari perangkat keras, saat terdapat permintaan POST maka akan diperiksa apakah kunci API yang dimiliki sudah sesuai atau belum, hal ini diperlukan untuk menghindari masuknya data yang tidak diinginkan dari pihak lain. Jika kunci yang diberikan sesuai, maka data-data yang diterima akan dikirimkan ke basis data MySQL. Pada tahap ini, hanya diperlukan 1 tabel untuk menyimpan data-data yang dikirim dari hasil pemantauan.

Berikut adalah struktur dari tabel Readings yang digunakan untuk menyimpan data pemantauan.

Website Pemantauan merupakan *website* yang berfungsi untuk menampilkan statistik data yang didapatkan dari pemantauan kebisingan dan klasifikasi. Berikut ini adalah diagram *use case* dari Website Pemantauan



Gambar 7 Diagram Use Case Website Pemantauan

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengujian Sistem Pemantauan Kebisingan

Pengujian sistem pemantauan kebisingan memiliki tujuan untuk melihat bagaimana performa sistem dalam memantau kebisingan yang ada di sekitarnya. Pengujian pemantauan kebisingan dilakukan dengan melakukan pengukuran kebisingan terhadap jarak dari sumber suara. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui bagaimana kemampuan sensor DFRobot Analog Sound Level Meter mengukur kebisingan suara dengan jarak yang bervariasi. Akan digunakan 1 sampel suara yang akan dibandingkan berapa persentase *loss* dari kebisingan awal yang dibaca di jarak 0 cm hingga dilakukan perubahan jarak tertentu. Perhitungan persentase *loss* dapat didefinisikan dengan persamaan berikut

$$Loss = \frac{\text{kebisingan dengan jarak } x}{\text{kebisingan mula} - \text{mula}} \times 100\%$$

Tabel 1 Pengujian Sistem Pemantauan Kebisingan

No.	Volume	Jarak	Kebisingan	Loss
1.	20 %	0 cm	90,4 dB	0%
2.		10 cm	78,5 dB	13,1%
3.		20 cm	69,6 dB	23,0%
4.		30 cm	64,5 dB	28,7%
5.		40 cm	60,6 dB	32,9%
6.		50 cm	60,3 dB	33,3%
7.		60 cm	59,9 dB	33,7%
8.		70 cm	59,8 dB	33,8%
9.		80 cm	58,7 dB	35,1%
10.		90 cm	58,3 dB	35,6%
11.		100 cm	57,7 dB	36,1%

Uji coba dilakukan dengan menggunakan 1 sampel suara konstan dengan volume *speaker* 20%. Dari pengujian didapatkan kebisingan awal di jarak 0 cm adalah 90,4 dB.

Kemudian dilakukan pergeseran jarak sejauh 10 cm dan dapat diamati saat berada di jarak 30 – 100 cm tidak terdapat perbedaan yang cukup signifikan. Hal ini dapat dijadikan acuan jarak pengukuran optimal yang dapat dilakukan oleh sensor DFRobot Analog Sound Level Meter.

B. Pengujian Performa Klasifikasi

Pengujian performa klasifikasi bertujuan untuk mengetahui bagaimana performa klasifikasi yang telah ditanamkan pada mikrokontroler. Pengujian ini akan menghitung berapa akurasi, presisi, *recall* dan F1 score dari sistem pengklasifikasian yang telah dibuat. Pengujian dilakukan dengan menggunakan sampel suara dari dataset yang telah ada sebanyak 15-18%. Dikarenakan sinyal suara sangat tidak direkomendasikan untuk menjadi masukan dalam pelatihan sistem klasifikasi [28], maka gelombang suara yang telah tersimpan dalam format .wav akan dikonversi menjadi bentuk yang lebih sederhana atau sering disebut dengan *feature extraction*. Dalam penelitian ini akan digunakan 3 metode yang dapat digunakan untuk menyederhanakan gelombang suara antar lain Spectrogram, MFE, dan MFCC. Ketiga metode tersebut memiliki parameter sebagai berikut yang menjadi variabel terikat.

Tabel 2 Parameter yang digunakan di setiap metode

Parameter	Spectrogram	MFE	MFCC
Frame length	0.02	0.02	0.02
Frame stride	0.01	0.01	0.01
Frequency bands	128	-	-
Normalization noise floor (dB)	-52	-52	-
Filter number	-	40	40
FFT length	-	256	256
Low frequency	-	300	300
High frequency	-	Not set	Not Set
Normalization window size	-	-	101
Number of Coefficients	-	-	13

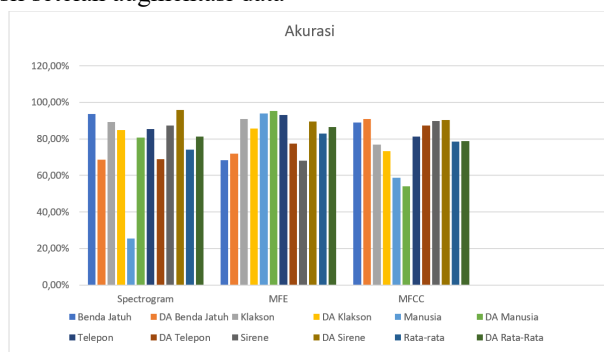
Parameter yang disebutkan telah diusahakan agar tidak terlalu berbeda agar menghasilkan perbandingan yang baik. Selanjutnya, hasil dari *feature extraction* akan digunakan untuk masukan dalam pelatihan yang menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Convolutional Neural Network memiliki parameter sebagai berikut sebagai variabel terikat.

Tabel 3 Parameter Convolutional Neural Network

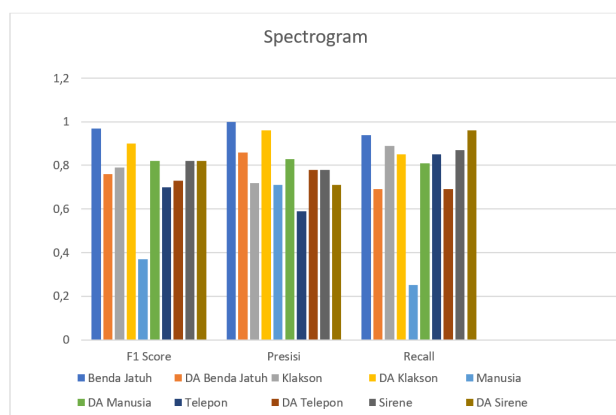
No.	Variabel	Parameter
1.	1 st 1DConv	8 Neurons, 3 kernel size, 1 layer
2.	1 st Dropout	0.25
3.	2 nd 1DConv	16 neurons, 3 kernel size, 1 layer
4.	2 nd Dropout	0.25
5.	Flatter layer	True
6.	Epoch	1000
7.	Learning rate	0.005

1DConv layer adalah layer terikat yang berisi Conv1D layer dan MaxPooling1D layer. Conv1D layer akan membuat convolutional kernel yang terkait dengan lapisan *input* di atas dimensi spasial atau temporal tunggal untuk membuat *output* tensor. Kemudian, MaxPooling1D layer digunakan untuk melakukan representasi *downsamples* dari *input* menggunakan nilai maksimum atas ukuran jendela spasial. Flatten layer adalah sebuah layer yang meratakan *input*. Dropout layer akan secara acak dropout ke unit input ke 0 dengan tingkat frekuensi selama waktu pelatihan. Epoch adalah total pelatihan yang dilakukan oleh *neural network*. Learning rate adalah besaran seberapa cepat pelatihan yang dilakukan oleh *neural network*. Definisi tersebut diambil dari *official website Keras* [36].

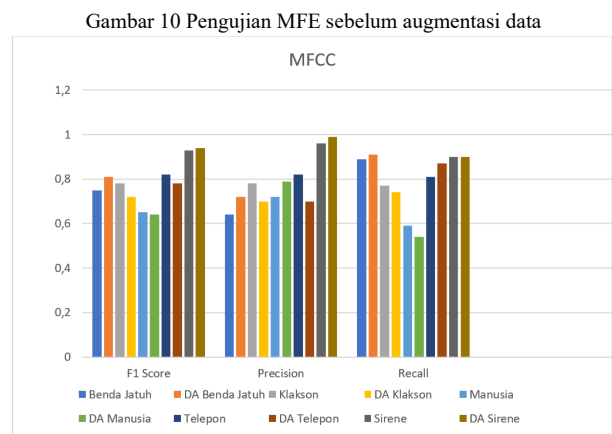
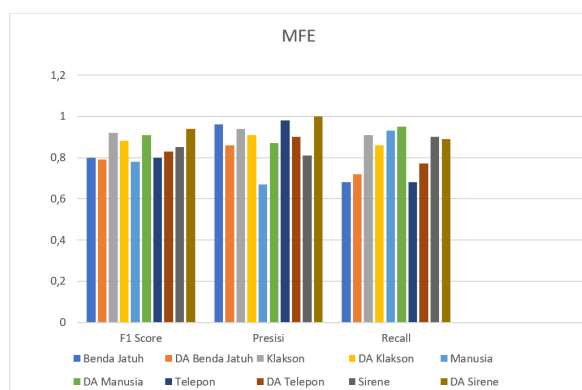
Akurasi, presisi, *recall* dan *F1 Score* akan dihitung untuk membandingkan metode ekstraksi fitur yang digunakan menggunakan tes dataset. Hasil pengujian dari masing-masing metode ekstraksi fitur berikut Spectrogram, MFE, dan MFCC. ditunjukkan pada gambar 8, 9, 10, dan 11 dengan DA adalah hasil setelah augmentasi data



Gambar 8 Hasil Pengujian Akurasi Setiap Kategori Suara



Gambar 9 Pengujian Spectrogram sebelum augmentasi data



Gambar 11 Pengujian MFCC sebelum augmentasi data

Model yang dibuat dari Spectrogram sebelum diaplikasikannya augmentasi data memiliki performa yang sangat rendah karena hanya memiliki akurasi sebesar 74.0%. Namun, setelah augmentasi data diterapkan, akurasi dari Spectrogram meningkat drastis sampai di angka 81.3%. Dengan ini Spectrogram menjadi metode dengan peningkatan paling banyak setelah augmentasi data diaplikasikan dengan kenaikan 7.3%.

Model yang dibuat menggunakan Mel-Filterbank Energi (MFE) sebelum augmentasi data memiliki performa yang baik dengan akurasi 82.8%. Setelah augmentasi data diterapkan, akurasi dari MFE meningkat hingga 86.4%. MFE menjadi metode terbaik karena tetap memiliki akurasi yang baik sebelum dan sesudah augmentasi data diterapkan.

Model yang dibuat menggunakan Mel Frequency Cepstral Coefficients memiliki performa yang baik dengan akurasi 78.5%. Namun, setelah augmentasi data, rata-rata akurasi dari MFCC tidak bertambah banyak seperti metode lain. Setelah augmentasi data, rata-rata akurasi dari MFCC hanya naik 0.3% menjadi 78.8 % dan menjadi metode dengan akurasi terendah.

MFE dengan augmentasi data menjadi metode dengan rata-rata akurasi terbaik, namun jika dilihat berdasarkan kategori suara, metode ekstraksi fitur memiliki kemampuan yang berbeda beda. Kategori suara benda jatuh dengan akurasi tertinggi ada pada metode Spectrogram sebelum augmentasi data dengan akurasi sebesar 93.7%. Untuk kategori suara klakson, MFE sebelum augmentasi data menjadi metode terbaik dengan 90.8% akurasi. Untuk kategori suara manusia, MFE setelah augmentasi data menjadi metode terbaik dengan 95.2%. Untuk kategori suara telepon adalah MFE sebelum augmentasi data dengan akurasi sebesar 93.3%. Terakhir untuk kategori suara sirene, metode terbaik adalah Spectrogram setelah augmentasi data dengan akurasi sebesar 95.9%.

Karena MFE memiliki rata-rata terbaik dibandingkan metode lainnya, sehingga MFE akan dijadikan metode yang akan diimplementasikan ke sistem klasifikasi suara pada perangkat keras Arduino Nano 33 BLE Sense.

C. Pengujian Sistem IoT

Pada pengujian sistem IoT akan dilakukan pengukuran performa penerimaan dan pengiriman data ke server yang terjadi pada papan ESP32-WROOM32U. Beberapa aspek yang

akan diuji antara lain adalah akurasi dan *delay* dari transmisi data.

Akurasi pengiriman data dapat didefinisikan sebagai berapa jumlah data yang dikirim dibandingkan jumlah data yang diterima. Akurasi pengiriman dapat diformulasikan di persamaan berikut

$$\text{Akurasi Pengiriman} = \frac{\text{Jumlah data diterima}}{\text{Jumlah data dikirim}} \times 100\%$$

Pengujian akurasi pengiriman perlu dilakukan dikarenakan saat dilakukan komunikasi serial antara Arduino Nano BLE Sense dengan ESP32-WROOM32U terdapat kondisi yang disebut dengan *lag* yang menyebabkan beberapa data yang dikirim oleh Arduino diterima secara bersamaan oleh ESP32 yang menyebabkan hanya 1 data saja yang dikirimkan ke server.

Delay adalah jarak waktu dari dikirimkannya data hingga diterima oleh saat proses pengiriman data. *Delay* juga dapat didefinisikan sebagai waktu yang dibutuhkan dari pengirim untuk sampai ke penerima [37]. Perhitungan rata-rata *delay* dapat dilakukan dengan melakukan pembagian total waktu pengiriman dibagi dengan data yang diterima oleh perangkat tujuan dengan formula sebagai berikut

$$\text{Delay} = \frac{\text{Total waktu pengiriman}}{\text{Total data diterima}}$$

Hasil pengujian akurasi dan *delay* dapat dilihat di tabel 4 berikut

Tabel 4 Hasil Pengujian Akurasi Pengiriman Data

No.	Waktu	Total Data Dikirim	Data Diterima	Akurasi (%)	Delay (ms)
1.	1 Menit	30	20	50%	3000 ms
2.	10 Menit	300	159	53%	3774 ms
3.	30 Menit	900	475	53%	3789 ms
4.	60 Menit	1800	932	52%	3863 ms
Rata-rata				52%	3607 ms

D. Pengujian Website Pemantauan

Pada tahap pengujian *website*, dilakukan pengujian yang bertujuan untuk mengetahui apakah sistem dapat berjalan sesuai dengan perancangan yang sudah dilakukan sebelumnya. Pada pengujian ini akan digunakan metode pengujian *black box*. Metode *black box* merupakan metode yang digunakan untuk menguji sistem dari segi fungsionalitasnya. Pengujian ini akan memeriksa setiap halaman, tombol, dan fungsi dengan indikator keberhasilan. Indikator keberhasilan akan tercapai saat elemen yang diuji telah berfungsi dengan baik.

Berikut ini adalah hasil pengujian fungsionalitas *website* yang dapat dilihat pada tabel 5

Tabel 5 Tabel Pengujian Fungsional

No.	Pengujian Fungsional	Keterangan
1.	Tersedia halaman <i>login</i> untuk proses autentikasi hak akses terhadap <i>website</i>	Tersedia
2.	Tersedia halaman <i>dashboard</i> agar pengguna dapat melihat grafik pemantauan yang sedang dilakukan dan data maksimal, dan rata-rata pemantauan di hari tersebut	Tersedia
3.	Tersedia halaman detail agar pengguna dapat melihat grafik rangkuman dari seluruh pemantauan yang telah dilakukan dan data maksimal, rata-rata dan tahun tertinggi dari seluruh pemantauan	Tersedia
4.	Tersedia halaman tahun agar pengguna dapat melihat grafik rangkuman dari pemantauan berdasarkan tahun yang dipilih dan data maksimal, rata-rata dan tahun tertinggi dari tahun yang dipilih	Tersedia
5.	Tersedia halaman bulan agar pengguna dapat melihat grafik rangkuman dari pemantauan berdasarkan bulan yang dipilih dan data maksimal, rata-rata dan bulan tertinggi dari bulan yang dipilih	Tersedia
6.	Tersedia halaman minggu agar pengguna dapat melihat grafik rangkuman dari pemantauan berdasarkan minggu yang dipilih dan data maksimal, rata-rata dan hari tertinggi dari bulan yang dipilih	Tersedia
7.	Tersedia halaman hari agar pengguna dapat melihat grafik rangkuman dari pemantauan berdasarkan hari yang dipilih dan data maksimal, rata-rata dan hari tertinggi dari hari yang dipilih serta hasil detail pemantauan yang dilakukan mulai dari nama sensor, nilai, klasifikasi dan waktu pengambilan data.	Tersedia

Selanjutnya, dilakukan pengujian *blackbox* untuk memeriksa fungsi dari website sudah bekerja atau belum. Hasil pengujian *blackbox* dapat dilihat di tabel 6 berikut

Tabel 6 Tabel Pengujian *Blackbox*

Nama Pengujian	Bentuk Pengujian	Hasil yang diharapkan	Hasil Pengujian
Buka aplikasi	Mengakses aplikasi	Masuk ke halaman <i>login</i>	Berhasil
Masuk ke dalam sistem	Mengisi data email dan <i>password</i> yang terdaftar dan	Masuk ke halaman <i>dashboard website</i> pemantauan	Berhasil

	menekan tombol LOG IN		
Keluar dari sistem	Menekan tombol Log Out	Keluar dari halaman <i>dashboard website</i> pemantauan dan kembali ke halaman <i>login</i>	Berhasil
Grafik Pemantauan	Melihat grafik pemantauan	Grafik yang dihasilkan sesuai dengan data yang baru diambil oleh alat	Berhasil
Data tertinggi	Melihat data pemantauan tertinggi	Data tertinggi yang ditampilkan dari pemantauan saat hari pengaksesan	Berhasil
Rata-rata pemantauan	Melihat data rata-rata pemantauan	Data rata-rata yang ditampilkan dari pemantauan saat hari pengaksesan	Berhasil
Tahun, Bulan, Minggu, dan Hari tertinggi	Melihat tahun yang memiliki data pemantauan rata-rata tertinggi	Data tahun tertinggi yang diambil dari seluruh pemantauan yang telah dilakukan berdasarkan berdasarkan kategori	Berhasil
Tabel Tahun, Bulan, Minggu dan Hari	Menekan tombol dengan ikon mata yang ada di tahun	Data tahun yang terdapat pada tabel merupakan tahun, bukan, minggu atau hari yang dilakukan pemantauan dan apabila diklik masuk ke halaman yang sesuai	Berhasil
Kembali	Menekan tombol kembali	Kembali ke halaman detail	Berhasil

E. Pengujian Keseluruhan Sistem

Pengujian ini merupakan tahap pengujian seluruh sistem yang dibangun dengan 2 mikrokontroler. Pengujian dilakukan dengan simulasi kegiatan yang terjadi di perpustakaan dengan jarak alat dengan pengguna adalah 50 cm. Pengujian dilakukan untuk mengetahui bagaimana kemampuan sistem mulai dari memantau kebisingan, melakukan klasifikasi, menyimpan data, dan menampilkan data.

Tabel 7 Hasil Pengujian Keseluruhan Sistem

Simulasi	Kondisi Kualitas	Pemantauan Kebisingan	Klasifikasi	Penyimpanan Data	Website
----------	------------------	-----------------------	-------------	------------------	---------

Kondisi diam, hanya ada suara dengungan kipas dan AC	Tenang	35-43 dB	-	Mayoritas data penting tersimpan	Data dapat muncul pada <i>website</i>
Mengobrol dengan suara yang cukup kecil	Tenang	41-55 dB	-	Mayoritas data penting tersimpan	Data dapat muncul pada <i>website</i>
Tertawa dengan cukup lantang	Bising	55-73 dB	Manusia, Benda Jatuh	Mayoritas data penting tersimpan	Data dapat muncul pada <i>website</i>
Suara batuk	Cukup Bising	53-68 dB	Manusia, Benda Jatuh, Telepon Seluler	Mayoritas data penting tersimpan	Data dapat muncul pada <i>website</i>
Menjatuhkan benda	Cukup Bising	51-65 dB	Benda Jatuh, Telepon Seluler	Mayoritas data penting tersimpan	Data dapat muncul pada <i>website</i>
Suara klakson	Bising	58-85 dB	Klakson, Sirene, Telepon Seluler	Mayoritas data penting tersimpan	Data dapat muncul pada <i>website</i>
Mengobrol dengan cukup keras	Bising	57-75 dB	Manusia, Telepon, Benda Jatuh	Mayoritas data penting tersimpan	Data dapat muncul pada <i>website</i>
Telepon berdering	Bising	58-77 dB	Telepon, Sirene	Mayoritas data penting tersimpan	Data dapat muncul pada <i>website</i>
Suara sirene	Bising	55-78	Sirene, Telepon, Klakson	Mayoritas data penting tersimpan	Data dapat muncul pada <i>website</i>

Dari tabel 6 dilakukan repetisi kegiatan selama kurang lebih 1 menit setiap simulasi. Dari 1 menit tersebut terdapat beberapa kondisi yang kurang tepat. Namun, fungsi utama

untuk mengenali suara kebisingan manusia sudah cukup baik karena dapat mengenali beberapa suara yang dihasilkan oleh manusia. Sehingga, secara kualitatif alat mampu mengenali suara di sekitarnya dengan cukup baik.

IV. PENUTUP

Dari penelitian yang telah dilakukan, sistem kecerdasan buatan yang dibuat pada perangkat keras Arduino Nano 33 BLE Sense menggunakan algoritma Convolutional Neural Network dengan metode ekstraksi fitur MFE dan augmentasi data menjadi metode yang paling optimal dalam melakukan klasifikasi kebisingan yang mungkin terjadi di sekitar perpustakaan. Dengan akurasi sebesar 86.4% dapat dengan cukup baik melakukan klasifikasi untuk mengetahui jenis suara yang ada. Augmentasi data menggunakan SpecAugment terbukti dapat meningkatkan rata-rata akurasi dari metode-metode yang digunakan, meskipun dari beberapa kategori suara ada yang memiliki akurasi lebih baik saat tidak diterapkan augmentasi data.

Selain sistem klasifikasi, pemantauan yang dilakukan sangat baik dilakukan oleh sensor kebisingan DFRobot Analog Sound Level Meter dengan jarak pengukuran optimal 30-100 cm.

Pada sistem IoT yang memanfaatkan perangkat keras ESP32-WROOM32U memiliki kemampuan yang sangat baik dalam transmisi pengiriman data, namun untuk penerimaan data dari komunikasi serial terkadang terdapat *lag* selama kurang lebih 30-40 detik yang mengakibatkan data tidak masuk dan tidak dapat dikirimkan ke server penyimpanan.

Kemudian pada Website Pemantauan memiliki performa yang sangat baik dalam menyajikan data kepada pengguna. Dengan kecepatan pengaksesan data dari basis data MySQL kemudian diolah menggunakan bahasa pemrograman PHP dan JavaScript dengan tambahan *framework* Bootstrap untuk membuat *website* menjadi lebih menarik mampu menjadi kombinasi yang sangat baik.

Sehingga, kelemahan pada sistem ini hanyalah pada sistem IoT yang menggunakan prinsip komunikasi serial antara Arduino Nano 33 BLE Sense dan ESP32-WROOM32U. Untuk meningkatkan akurasi pengiriman dapat dilakukan dengan menambah waktu jeda pengiriman yang dilakukan oleh Arduino Nano 33 BLE Sense, namun hal itu akan membuat pemantauan kebisingan menjadi kurang akurat karena jeda yang cukup lama.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Krismayani, "Mewujudkan Fungsi Perpustakaan di Daerah," *ANUVA*, vol. 2, no. 2, pp. 233-242, 2018.
- [2] J. Lange, A. Miller-Nesbitt dan S. Severson, "Reducing noise in the academic library: the effectiveness of installing noise meters," *Library Hi Tech*, vol. 34, no. 1, pp. 45-63, 2016.
- [3] N. David, A. C. V. Nina, E. IfeyinwaNwamaka dan A. AyodejiOpeyemi, "LIBRARY SOUND LEVEL METER," *Quest Journal of Electronics and Communication Engineering Research(JECER)*, vol. 1, no. 1, pp. 20-29, 2013.
- [4] C. Banbury, "MICRONETS: NEURAL NETWORK ARCHITECTURES FOR DEPLOYING TINYML APPLICATIONS ON COMMODITY MICROCONTROLLERS," dalam *MLSys Conference*, San Jose, CA, USA, 2021.
- [5] M. Z. H. Zim, "TinyML: Analysis of Xtensa LX6 microprocessor for Neural Network Applications by ESP32 SoC," dalam *Daffodil International University*, Dhaka, Bangladesh, 2021.
- [6] C. M. Achsan, "RANCANG BANGUN ALAT PENDETEKSI DAN PEMBERI PERINGATAN KEBISINGAN SUARA BERBASIS ARDUINO (STUDI KASUS: PERPUSTAKAAN UNIVERSITAS AMIKOM PURWOKERTO)," *Jurnal SIMETRIS*, vol. 11, no. 2, 2020.
- [7] Nurwati, "PENDETEKSI TINGKAT KEBISINGAN DAN PEMBERI PERINGATAN PADA PERPUSTAKAAN BERBASIS ARDUINO," *Seminar Nasional Royal*, vol. 1, no. 1, p. 295 – 298, 2018.
- [8] Herianto dan H. Khotimah, "RANCANG BANGUN ALAT DETEKSI KEBISINGAN PENGUNJUNG PERPUSTAKAN BERDASARKAN PARAMETER TEKANAN SUARA MENGGUNAKAN NODEMCU ESP8266," *Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 10, no. 1, pp. 20-26, 2021.
- [9] S. Anwar, S. Maskur dan M. Jailani, *Manajemen Perpustakaan*, Riau: Indragiri, 2019.
- [10] M. Luxson, S. Darlina dan T. Malaka, "Kebisingan di Tempat Kerja," STIK Bina Husada, Palembang, 2012.
- [11] M. I. Z, A. Rusdinar dan I. N. A. Ramatryana, "RANCANG BANGUN SISTEM DETEKSI KEBISINGAN DESIGN AND IMPLEMENTATION OF NOISE DETECTION SYSTEM," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 2, no. 2, p. 2132, 2015.
- [12] G. Taraldsen, T. Berge dan F. Haukland, "Uncertainty of decibel levels," *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 138, no. 3, pp. 264-269, 2015.
- [13] D. Rimantho dan B. Cahyadi, "ANALISIS KEBISINGAN TERHADAP KARYAWAN DI LINGKUNGAN KERJA PADA BEBERAPA JENIS PERUSAHAAN," *Jurnal Teknologi Universitas Muhammadiyah Jakarta*, vol. 7, no. 1, pp. 21-27, 2014.
- [14] G. Sharma, K. Umapathy dan S. Krishnan, "Trends in audio signal feature extraction methods," *Applied Acoustics*, vol. 158, 2019.
- [15] V. S dan K.MEENAKSHI, "Automatic Music Genre Classification using Convolution Neural Network," dalam *2018 International Conference on Computer Communication and Informatics*, Coimbatore, INDIA, 2018.
- [16] J. HUANG, B. CHEN dan B. YAO, "ECG Arrhythmia Classification Using STFT-Based Spectrogram and Convolutional Neural Network," *National Natural Science Foundation of China*, vol. 7, pp. 92871-92880, 2019.

- [17] Y. Zeng, H. Mao, D. Peng dan Z. Yi, "Spectrogram based multi-task audio classification," *Multimed Tools Appl*, no. 78, p. 3705–3722, 2017.
- [18] Y. Jung, Y. Kim, H. Lim dan H. Kim, "LINEAR-SCALE FILTERBANK FOR DEEP NEURAL NETWORK-BASED VOICE ACTIVITY DETECTION," dalam *Conference of The Oriental Chapter of International Committee*, Seoul, Korea, 2017.
- [19] C. Cooney, R. Folli dan D. Coyle, "Mel Frequency Cepstral Coefficients Enhance Imagined Speech Decoding Accuracy from EEG," dalam *29th Irish Signals and Systems Conference (ISSC)*, Belfast, UK, 2018.
- [20] K. Rao dan M. K.E., "Speech Recognition Using Articulatory," *SpringerBriefs*, pp. 85-88, 2017.
- [21] S. A. A. Yusuf dan R. Hidayat, "MFCC Feature Extraction and KNN Classification in ECG Signals," dalam *6th Int. Conf. on Information Tech., Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE)*, Semarang, Indonesia, 2019.
- [22] D. Hana, Q. Liu dan W. Fan, "A New Image Classification Method Using CNN transfer learning and Web Data Augmentation," *Expert Systems With Applications*, 2017.
- [23] D. S. Park, W. Chan, Y. Zhang dan C.-C. Chiu, "SpecAugment: A Simple Data Augmentation Method for Automatic Speech Recognition," dalam *Google Brain*, 2019.
- [24] G. Li, H. Tang dan Y. Sun, "Hand gesture recognition based on convolution neural network," dalam *Springer Science+Business Media, LLC*, 2017.
- [25] R. M. Prasmatio, R. M. Prasmatio dan I. Yuniar, "DETEKSI DAN PENGENALAN IKAN MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi (JIFoSI)*, vol. 1, no. 2, pp. 510-521, 2020.
- [26] I. C. Education, "Convolutional Neural Networks," IBM, 20 October 2020. [Online]. Available: <https://www.ibm.com/cloud/learn/convolutional-neural-networks>. [Diakses 5 January 2022].
- [27] A. Nandy dan M. Biswas, "Reinforcement learning with keras, tensorflow, and chainerrl," dalam *Reinforcement Learning*, Berkeley, CA, Apress, 2018, pp. 129-153.
- [28] D. Gaspon dan e. al, "Deep Learning For Natural Sound Classification," dalam *Inter Noise 2019*, Madrid, Spain, 2019.
- [29] S. Shalev-Shwartz dan S. Ben-David, "Multiclass, Ranking, and Complex Prediction Problems," *Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms*, pp. 244-245, 2014.
- [30] D. Ibrahim, *Microcontroller Based Applied Digital Control*, West Sussex: John Wiley & Sons Ltd, 2006.
- [31] Arduino, "ARDUINO," 5 Februari 2018. [Online]. Available: <https://www.arduino.cc/en/Guide/NANO33BLESense>. [Diakses 20 Desember 2021].
- [32] ESPHome, "NodeMCU ESP32," ESPHome, [Online]. [Online]. Available: https://esphome.io/devices/nodemcu_esp32.html. [Diakses 4 November 2021].
- [33] Jason, "DFROBOT SEN0232 Gravity Analog Sound Level Meter," 26 06 2017. [Online]. Available: https://wiki.dfrobot.com/Gravity__Analog_Sound_Level_Meter_SKU_SEN0232. [Diakses 20 12 2021].
- [34] M. Stauffer, *Laravel Up & Running : A Framework for Building Modern PHP Apps*, Sebastopol, USA: O'Reilly, 2019.
- [35] K. Cassells, *MySQL Documentation*, Oracle Corporation, 2021. [Online]. Available: <https://dev.mysql.com/doc>. [Diakses 4 November 2021].
- [36] F. Chollet, "Keras," [Online]. Available: <https://keras.io/api/layers>. [Diakses 5 January 2022].
- [37] R. Banno, J. Sun, M. Fujita, S. Takeuchi dan K. Shudo, "Dissemination of Edge-Heavy Data on Heterogeneous MQTT Brokers," dalam *IEEE 6th International Conference on Cloud Networking (CloudNet)*, 2017.



Penulis Bernama Alvin Zulham Firdananta (21120118120010), bungsu dari empat bersaudara, lahir di Pekalongan, Provinsi Jawa Tengah pada tanggal 9 Februari 2000. Telah menempuh pendidikan di SD IT Insan Mulia pada tahun 2006 dan tamat pada tahun 2012. Kemudian melanjutkan pendidikan di SMP N 1 Kajen dari tahun 2012 – 2015. Selanjutnya melanjutkan pendidikan di SMA N 1 Kajen di tahun 2015-2018. Saat ini sedang menempuh pendidikan Strata Satu Program Studi Teknik Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro.

Menyetujui,
Dosen Pembimbing I

Dr. Adian Fatchur Rochim, S.T., M.T. SMIEEE
NIP. 197302261998021001

Dosen Pembimbing II

Dania Eridani, S.T., M.Eng.
NIP.198910132015042002