

KLASIFIKASI GENRE *ELECTRONIC DANCE MUSIC* BERBASIS ALGORITMA JARINGAN SARAF TIRUAN PROPAGASI BALIK

(CLASSIFICATION OF *ELECTRONIC DANCE MUSIC* GENRE BASED ON BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK ALGORITHM)

Faris Muhammad Luthfiana¹, Rita Magdalena², Nur Ibrahim³
^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
¹farisluthfiana@student.telkomuniversity.ac.id, ²ritamagdalen@telkomuniversity.ac.id,
³nuribrahim@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Electronic Dance Music – dalam bahasa sehari-hari disebut EDM – adalah kelas musik yang diproduksi secara penuh menggunakan *Digital Audio Workstation*, perangkat lunak yang digunakan untuk merekam, mengedit, dan memproduksi musik. DJ melakukan mixing terhadap lagu-lagu EDM yang bergenre sama atau serupa, baik *live mixing* maupun *studio mixing*. Khusus untuk *studio mixing*, seorang DJ melakukan penyusunan dan penggabungan daftar putar (*playlist*) dan menjadikannya satu buah *mix* yang utuh berdurasi panjang. Jika ada sistem yang mampu untuk mengklasifikasikan lagu-lagu EDM pada genrenya masing-masing, hal tersebut akan sangat mempermudah pekerjaan DJ dalam menyusun *playlist* dan membuat *mix*. Tugas Akhir ini menggambarkan pendekatan untuk mengklasifikasikan lima genre utama EDM menggunakan jaringan saraf tiruan. Tugas Akhir yang dirancang mengekstraksi beberapa fitur melodis dan ritmis dari dataset 250 lagu dan menggunakan fitur-fitur ini untuk melatih *Backpropagation Neural Network* (BP-NN). Sistem yang dimodelkan dalam Tugas Akhir ini menghasilkan klasifikasi dengan akurasi di atas 70%. Performansi sistem diuji berdasarkan banyaknya klasifikasi yang benar dengan meninjau perubahan parameter yang memengaruhi kinerja sistem secara langsung.

Kata kunci : Pengolahan Sinyal Digital, *Electronic Dance Music*, Klasifikasi Genre Musik, Pengenalan Suara, *Backpropagation Neural Network*, *Machine Learning*.

Abstract

Electronic Dance Music – colloquially called EDM – is a class of music that produced fully by using *Digital Audio Workstation* (DAW), software that is used to record, edit, and produce music. DJs mix EDM songs that are of the same or similar genre, either *live mixing* or *studio mixing*. Especially for *studio mixing*, a DJ compiles and merges a playlist and makes it an intact mix of long duration. If there is a system that can determine EDM in each genre, it will greatly help producers and DJs while compiling playlists and making mixes. This Final Task describes an approach to classify the five main genres of EDM using *Artificial Neural Network*. The planned Final Task would extract several melodic and rhythmic features from a dataset of 250 songs and used these features to train the *Backpropagation Neural Network* (BP-NN). The system modeled in this Final Task yields above 70% classification accuracy. The performance of this classifier system is tested based on the number of correct classifications by reviewing changes in parameters that directly affect system performance.

Keywords: *Digital Signal Processing*, *Electronic Dance Music*, *Music Genre Classification*, *Speech Recognition*, *Backpropagation Neural Network*, *Machine Learning*.

1. Pendahuluan

Dalam dunia musik di era modern ini, *Electronic Dance Music* (EDM) mengalami perkembangan yang pesat selama satu dekade terakhir karena meningkatnya jumlah produser musik digital dan *Digital Audio Workstation* (DAW). Melihat fenomena tersebut, tidak heran jika jumlah festival dan konser DJ meningkat secara signifikan di seluruh dunia. Sebelumnya, EDM berasal dari kultur *Underground* dan tidak cukup populer hingga waktu belakangan ini [1]. Namun seiring peningkatan minat khalayak pada EDM, beberapa genre dari musik elektronik pun berkembang dan berevolusi dari waktu ke waktu, di antaranya adalah *House*, *Dubstep*, *Trap*, *Drum and Bass* (DnB), dan *Future Bass*.

Pada penelitian [2], klasifikasi musik nonelektronik dilakukan dengan menggunakan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) yang berbasis peluang dan probabilitas yang menghasilkan akurasi tertinggi 86,4%. Penelitian [3] pun menganalisis musik nonelektronik yang dilakukan dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) terhadap fitur *Mel Spectrogram*. Untuk penelitian selanjutnya, penulis menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan Propagasi Balik (*Backpropagation Neural Network* atau BP-NN) untuk musik elektronik yang menjadi acuan dalam pembuatan Tugas Akhir.

2. Dasar Teori

2.1 Dasar Sinyal Audio

Sinyal audio adalah representasi sinyal satu dimensi, yaitu sebuah fungsi dari satu variabel bebas. Sinyal audio memiliki beberapa informasi yang dapat diamati seperti amplitudo, frekuensi, periode, perbedaan fasa, dan gangguan akibat *noise*. Informasi-informasi tersebut dapat diperoleh dengan menggunakan alat ukur elektronik seperti osiloskop dan *spectrum analyzer*. Sinyal audio digital terbentuk melalui beberapa tahap, di antaranya tahap pengambilan/penangkapan suara, pembawaan suara melalui sambungan transmisi, perubahan gelombang analog ke digital serta pengkodeannya, dan penguatan/amplifikasi suara [4].

2.2 Genre EDM

Dalam musik, genre adalah pengelompokan musik sesuai dengan kemiripannya satu sama lain atau karakteristik dari sebuah musik yang terbentuk berdasarkan jenis instrumen yang digunakan, akulturasi daerah, dan keadaan geografis [5]. *Electronic Dance Music* (EDM) adalah genre musik perkusif yang diproduksi oleh *Disc Jockey* (DJ) dan produser musik-musik elektronik untuk digunakan dan dimainkan dalam klub atau festival/konser DJ [6]. Genre yang diteliti dalam Tugas Akhir ini meliputi *House*, *Dubstep*, *Trap*, *DnB*, dan *Future Bass*.

2.2.1 House

House Music merupakan genre EDM yang diciptakan oleh DJ dan produser musik di Chicago pada awal 1980-an [7]. Ciri utama genre musik ini adalah birama 4/4 yang repetitif dengan tempo yang bervariasi pada rentang 120 sampai dengan 132 BPM (*beats per minute*), umumnya 128 BPM. Musik dengan genre *House* tersusun atas komponen perkusi yang hampir selalu dihasilkan oleh mesin drum elektronik alih-alih menggunakan alat musik drum sungguhan, komponen melodi yang dihasilkan oleh *synthesizer*, dan komponen bas atau ritme yang membentuk sebuah *baseline*. Suara *kick* dari drum selalu terdengar pada setiap ketukan, dengan variasi *clap* atau *snare* pada ketukan kedua dan keempat di setiap birama.

2.2.2 Dubstep

Dubstep adalah salah satu dari beberapa genre EDM yang tergolong bersifat lebih keras dan agresif dibandingkan dengan EDM pada umumnya karena musik ini tersusun oleh *synthline* dan *baseline* yang cenderung *noisy*. *Dubstep* memiliki tempo 140 sampai dengan 150 BPM, umumnya 140 BPM, dengan birama *2-step* yang diiringi bunyi *snare* di setiap ketukan ketiga.

2.2.3 Trap

Trap Music adalah genre EDM bergaya *hip-hop* yang berkembang pada era akhir 2000-an dan awal 2010-an. Struktur musik *Trap* terkombinasi atas elemen-elemen perkusi yang khas pada bagian *hi-hat* dan *snare* dengan komponen *subbass* yang kuat pada bagian *drop*. Musik *Trap* terbagi menjadi dua macam berdasarkan temponya, yaitu *Trap* bertempo lambat dengan 90 sampai dengan 100 BPM, dan *Trap* bertempo cepat dengan 140 sampai dengan 160 BPM.

2.2.4 Drum and Bass

Musik *Drum and Bass* (disingkat “DnB”) adalah cabang dari EDM yang berkembang di Inggris pada awal 1990-an [8]. Genre ini sering ditandai dengan adanya pola drum berirama cepat (160 sampai dengan 180 BPM) yang disertai dengan *baseline* dan *subbassline* yang berat. DnB merupakan turunan musik-musik *dub* dan *reggae* ala Jamaika.

2.2.5 Future Bass

Future Bass adalah genre EDM yang memiliki fitur yang sangat kental pada elemen bas dari *synthesizer* termodulasi [9]. Serupa dengan *Trap*, musik *Future Bass* pun tersusun oleh pola *hi-hat* dan *snare* yang mengadopsi dari musik *Trap*, dengan tempo yang sama pula. Hal yang membedakan adalah *Future Bass* diciptakan dengan pemilihan sampel-sampel *synthline* dan *baseline* yang bersifat futuristik dan cenderung lebih merdu.

2.3 Pengolahan Sinyal Audio

2.3.1 Filter

Dalam pemrosesan sinyal digital, filter digunakan untuk memisahkan bagian-bagian yang tidak diinginkan dari suatu sinyal, seperti *noise*, dengan cara meredam atau melewatkan frekuensi tertentu, sehingga diperoleh sinyal yang diinginkan [10]. Filter merupakan suatu sistem yang mempunyai fungsi transfer tertentu untuk meloloskan sinyal masukan pada frekuensi tertentu dan memblokir atau melemahkan sinyal masukan pada frekuensi yang lain. Berdasarkan respons frekuensi sistem, filter terbagi menjadi 4 macam, yaitu filter Butterworth, filter Chebyshev tipe I, filter Chebyshev tipe II, dan filter Elliptic.

2.3.2 Transformasi Fourier

Transformasi Fourier dalam pengolahan sinyal adalah suatu model transformasi yang mampu memindahkan sinyal dari domain waktu ke domain frekuensi atau sebaliknya menggunakan transformasi inversnya. Ada beberapa bentuk umum yang mendefinisikan transformasi Fourier dari suatu fungsi *integrable* [11]. Salah satu di antaranya adalah:

$$F(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \cdot e^{-j\omega \cdot x} dx, \tag{1}$$

serta invers transformasi Fourier yang dinyatakan sebagai:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) \cdot e^{j\omega \cdot x} dx, \tag{2}$$

di mana ω adalah frekuensi sudut dalam rad/s.

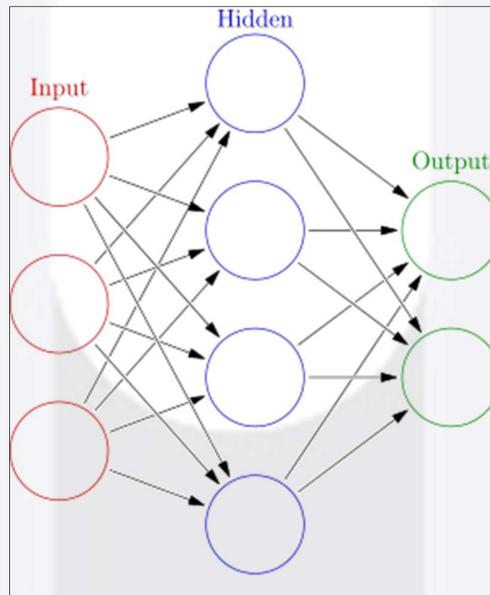
2.4 Jaringan Saraf Tiruan Propagasi Balik

Jaringan saraf tiruan (JST) merupakan jaringan yang terdiri atas sekumpulan unit pemroses kecil (neuron) yang dimodelkan berdasarkan sistem saraf manusia. JST adalah sistem adaptif yang mampu mengubah strukturnya untuk memecahkan masalah berdasarkan informasi yang mengalir pada jaringan tersebut [12].

Istilah "jaringan" pada JST merujuk pada interkoneksi dari beberapa neuron yang diletakkan pada lapisan yang berbeda. Secara umum, lapisan pada JST dibagi menjadi tiga bagian:

1. Lapis masukan (*input layer*) terdiri atas neuron yang menerima input X. Semua neuron pada lapis ini terhubung ke setiap neuron pada *hidden layer* (atau langsung ke *output layer* untuk model JST tanpa *hidden layer*).
2. Lapis tersembunyi (*hidden layer*) terdiri atas neuron yang menerima data dari lapisan masukan. Banyak *hidden layer* dan banyak neuron per lapisnya tergantung pada perancangan yang diinginkan serta teknik pemecahan masalah yang diperlukan.
3. Lapis luaran (*output layer*) terdiri atas neuron yang menerima data dari *hidden layer* (atau langsung dari *input layer* untuk JST tanpa *hidden layer*), menghasilkan output Y.

Gambar 1 menunjukkan contoh arsitektur sederhana jaringan saraf tiruan.



Gambar 1. Arsitektur sederhana Jaringan Saraf Tiruan, terdiri atas satu *input layer*, satu *hidden layer*, dan satu *output layer* [13].

Neuron adalah fungsi yang menerima output hasil perhitungan lapis sebelumnya $g_i(x)$ (*layer ke-i*). Fungsi ini menghitung nilai vektor yang selanjutnya dikonversi menjadi nilai skalar oleh persamaan *nonlinear weighted sum*, dinyatakan oleh:

$$f(x) = \varphi(\sum_i w_i \cdot g_i(x)) \tag{3}$$

dengan j yaitu fungsi aktivasi dan w yaitu beban atau weight. Nilai beban yang baru dinyatakan oleh bentuk matematis berikut:

$$w_i \leftarrow w_i + \alpha \cdot \delta_i \cdot x_i, \tag{4}$$

di mana α adalah *learning rate* dan δ_i adalah perkalian antara turunan pertama fungsi aktivasi *weighted sum* ke- i dan fungsi galatnya, atau dapat ditulis sebagai:

$$\delta_i = \sigma'(g_i(x))e_i. \tag{5}$$

3. Hasil Analisis dan Pembahasan

Dalam rangka mengetahui performansi sistem, pengujian dilakukan dengan menggunakan beberapa skenario pengujian, yaitu:

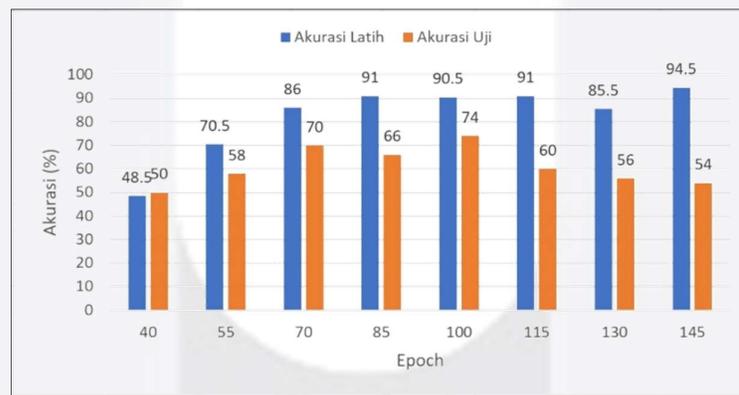
1. Pengujian dan analisis pengaruh banyak *epoch* terhadap akurasi klasifikasi dan waktu komputasi sistem.
2. Pengujian dan analisis pengaruh banyak neuron pada hidden layer terhadap akurasi klasifikasi dan waktu komputasi sistem.

Untuk setiap skenario, parameter sistem yang ditetapkan yaitu fungsi aktivasi menggunakan fungsi sigmoid, *training function* menggunakan model "Levenberg- Marquardt", *loss function* menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) dengan sasaran 10^{-3} , dan arsitektur JST yang tersusun atas delapan neuron masukan (merepresentasikan delapan fitur lagu) dan lima neuron keluaran (merepresentasikan lima kelas/label).

Diketahui ukuran dataset dalam tugas akhir ini adalah 250 lagu dalam format *.mp3. Untuk setiap skenario, empat puluh (40) data latih per genre dan sepuluh (10) data uji per genre digunakan dalam pengujian ini. Dari sekumpulan data ini, diekstrak delapan fitur yang digunakan oleh sistem klasifikasi, yaitu *Zero Crossing Rate* (ZCR), rata-rata *Spectral Entropy* (SE), rata-rata *Spectral Flux* (SF), standar deviasi SF, rata-rata *Spectral Centroid* (SC), standar deviasi SC, rata-rata *Spectral Rolloff Point* (ROP), dan standar deviasi ROP. Terakhir, ditetapkan lima label sebagai target yang diharapkan dideteksi oleh sistem ini, yaitu lima genre EDM yang diusulkan.

3.1 Pengaruh Banyak Epoch

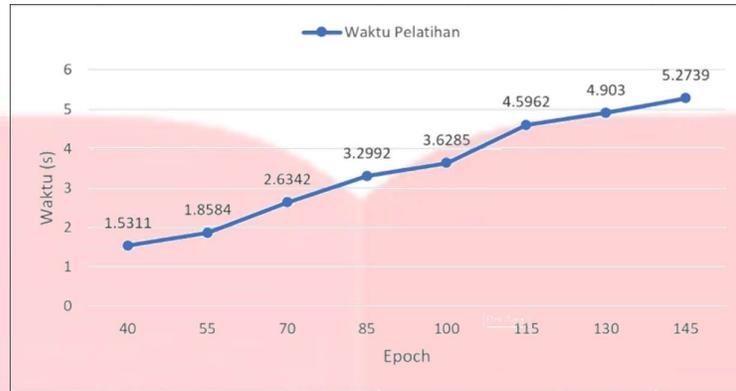
Pertama-tama, *epoch* diamati dengan menganalisis pengaruhnya terhadap akurasi deteksi, baik akurasi pelatihan maupun akurasi pengujian. Gambar 2 menunjukkan hubungan banyak *epoch* dengan akurasi yang dicapai sistem.



Gambar 2. Pengaruh *epoch* terhadap akurasi sistem

Berdasarkan Gambar 2, akurasi terbaik dihasilkan oleh sistem yang dilatih menggunakan *epoch* sebanyak 100 iterasi. Banyak *epoch* tersebut mampu menghasilkan akurasi latih sebesar 91% dan akurasi uji sebesar 74%.

Berikutnya, pengaruh *epoch* ditinjau terhadap durasi komputasi yang diperlukan dalam proses pelatihan JST. Hubungan banyak *epoch* dengan waktu komputasi pelatihan ditunjukkan oleh Gambar 3.

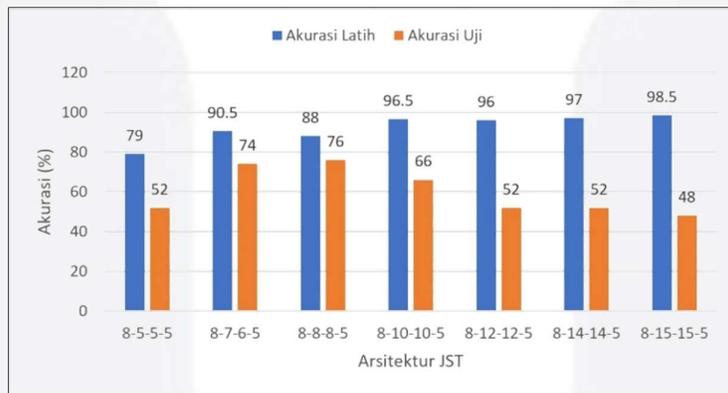


Gambar 3. Pengaruh epoch terhadap waktu komputasi pelatihan sistem

Dapat diketahui dari Gambar 3 bahwa semakin besar epoch, semakin lama waktu yang diperlukan untuk melatih sistem. Tentu saja, epoch yang lebih besar berarti iterasi perambatan maju dan perambatan mundur dilakukan lebih banyak. Dengan kata lain, banyaknya epoch berbanding lurus dengan banyaknya waktu yang ditempuh untuk menyelesaikan pelatihan jaringan.

3.2 Pengaruh Model Arsitektur JST

Pertama-tama, hidden neuron diamati dengan menganalisis pengaruhnya terhadap akurasi deteksi, baik akurasi pelatihan maupun akurasi pengujian. Gambar 4 menunjukkan hubungan banyak hidden neuron dengan akurasi yang dicapai sistem.



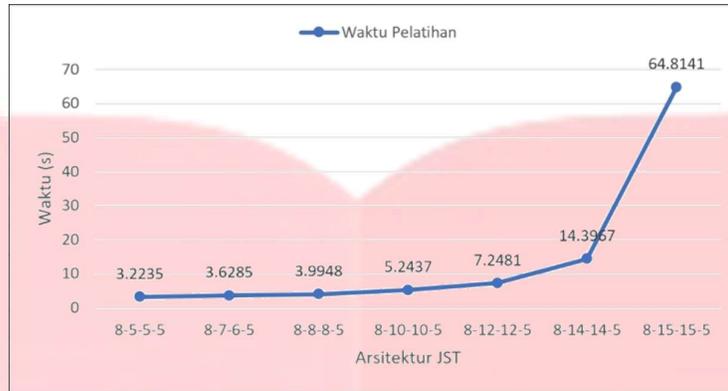
Gambar 4. Pengaruh banyak neuron terhadap akurasi sistem

Berdasarkan Gambar 4, akurasi terbaik dihasilkan oleh sistem dengan hidden neuron sebanyak delapan buah pada masing-masing lapisan (8-8). Banyak neuron tersebut mampu menghasilkan akurasi latih sebesar 88% dan akurasi uji sebesar 76%.

Jumlah neuron yang terlalu sedikit menghasilkan akurasi deteksi yang buruk pada pelatihan dan pengujian. Ternyata, bukan hanya epoch saja yang dapat menyebabkan kondisi underfitting. Jika jumlah neuron kurang dari jumlah yang seharusnya dibutuhkan sistem, underfitting pun dapat terjadi.

Jumlah neuron yang terlalu banyak pun tidak menghasilkan akurasi uji yang baik. Akurasi latih memang dihasilkan tertinggi oleh sistem dengan hidden neuron sebanyak 15 pada masing-masing lapisan (15-15), namun jumlah neuron yang terlalu banyak pun dapat menjadi salah satu penyebab terjadinya overfitting. Terbukti dari hasil akurasi uji yang dihasilkan yaitu 48%.

Berikutnya, pengaruh jumlah neuron ditinjau terhadap durasi komputasi yang diperlukan dalam proses pelatihan JST. Hubungan banyak neuron dengan waktu komputasi pelatihan ditunjukkan oleh Gambar 5.



Gambar 5. Pengaruh banyak neuron terhadap waktu komputasi pelatihan sistem

Dapat diketahui dari Gambar 5 bahwa semakin banyak neuron dalam JST, semakin lama waktu yang diperlukan untuk melatih sistem. Tentu saja, neuron yang lebih banyak berarti kompleksitas pada sistem JST menjadi lebih tinggi. Dengan kata lain, banyaknya neuron yang terpasang dalam sistem berbanding lurus dengan banyaknya waktu yang perlu ditempuh untuk menyelesaikan pelatihan jaringan.

3.3 Hasil Analisis

Confusion Matrix digunakan untuk menganalisis perolehan data dari pengamatan yang telah dilakukan. Output akhir dari analisis ini adalah sekumpulan informasi akurasi yang lebih terperinci. Visualisasi tabel dibuat terhadap dua jaringan: (1) jaringan model A dengan struktur 8-7-6-5; dan (2) jaringan model B dengan struktur 8-8-8-5.

Tabel 1 menunjukkan akurasi latihan yang dihasilkan oleh jaringan model A.

Tabel 1. Confusion Matrix untuk tahap pelatihan JST model A

Genre	House	Dubstep	Trap	DnB	Future Bass	Akurasi (%)
House	36	0	1	0	0	90
Dubstep	0	36	0	0	0	90
Trap	0	0	37	0	0	92.5
DnB	0	1	0	37	0	92.5
Future Bass	0	1	1	0	35	87.5
Akurasi Rata-Rata (%)						90.5

Dari Tabel 1 didapatkan akurasi terbaik pada genre Trap dan Drum and Bass dengan nilai sebesar 92.5%.

Tabel 2 menunjukkan akurasi uji yang dihasilkan oleh jaringan model A.

Tabel 2. Confusion Matrix untuk tahap pengujian JST model A

Genre	House	Dubstep	Trap	DnB	Future Bass	Akurasi (%)
House	7	0	2	0	0	70
Dubstep	0	8	0	0	0	80
Trap	0	0	9	0	1	90
DnB	0	1	0	8	1	80
Future Bass	1	0	3	0	5	50
Akurasi Rata-Rata (%)						74

Dari Tabel 2 didapatkan akurasi terbaik pada genre Trap dengan nilai sebesar 90%.

Tabel 3 menunjukkan akurasi latihan yang dihasilkan oleh jaringan model B.

Tabel 3. Confusion Matrix untuk tahap pelatihan JST model B

Genre	House	Dubstep	Trap	DnB	Future Bass	Akurasi (%)
House	37	0	0	0	0	92.5
Dubstep	1	34	0	2	0	85
Trap	0	0	38	0	0	95
DnB	1	0	0	36	0	90
Future Bass	1	1	1	1	31	77.5
Akurasi Rata-Rata (%)						88

Dari Tabel 3 didapatkan akurasi terbaik pada genre *Trap* dengan nilai sebesar 95%.
Tabel 4 menunjukkan akurasi uji yang dihasilkan oleh jaringan model B.

Tabel 4. *Confusion Matrix* untuk tahap pengujian JST model B

Genre	House	Dubstep	Trap	DnB	Future Bass	Akurasi (%)
House	9	0	0	0	0	90
Dubstep	1	7	1	0	0	70
Trap	0	0	7	0	2	70
DnB	0	1	0	8	1	80
Future Bass	1	1	0	1	7	70
Akurasi Rata-Rata (%)						76

Dari Tabel 4 didapatkan akurasi terbaik pada genre *House* dengan nilai sebesar 90%.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil implementasi, pengujian, serta analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Parameter-parameter yang berpengaruh terhadap performansi sistem klasifikasi menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik di antaranya adalah banyaknya *epoch* dan banyaknya neuron yang terletak pada setiap *hidden layer*. Semakin banyak *epoch*, semakin tinggi frekuensi komputasi *weight update* pada tahap pemodelan jaringan. Semakin banyak neuron pada *hidden layer*, semakin tinggi kompleksitas sistem sehingga proses *data clustering* dan pengenalan populasi data dilakukan oleh sistem dengan pendekatan yang berbeda.
2. Besar *epoch* yang paling optimum dalam pengujian yang telah dilakukan yaitu sebanyak 100 iterasi, yang mampu menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 74% dengan waktu pelatihan jaringan selama 3.6285 detik.
3. Model arsitektur JST yang paling optimum dalam pengujian yang telah dilakukan yaitu model 8-8-8-5, yang menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 76% dengan waktu pelatihan jaringan selama 3.9948 detik.

Daftar Pustaka:

- [1] Unlocking the Groove: Rhythm, Meter, and Musical Design in Electronic Dance Music - Mark Jonathan Butler - Google Buku. 2009.
- [2] Perdana, Ade Jihad. 2017. Simulation and Analysis of Genre Classification Music Based on Linear Discriminant Analysis. Bandung: Universitas Telkom.
- [3] Sugianto. 2019. Klasifikasi Genre Musik dari Subsample Melspectogram menggunakan Convolutional Neural Network. Bandung: Universitas Telkom.
- [4] A. Spanias, T. Painter, and V. Atti, Audio Signal Processing and Coding. Wiley-Interscience, 2007.
- [5] Samson, Jim. "Genre". In Grove Music Online. Oxford Music Online.
- [6] Kembrew McLeod (2001). "Genres, Subgenres, Sub-Subgenres and More: Musical and Social Difference Within Electronic/Dance Music Communities". Journal of Popular Music Studies. 13: 59–75.
- [7] "House : Significant Albums, Artists and Songs, Most Viewed". AllMusic. Diakses 1 April 2019.
- [8] Gilman, Ben. "A short history of Drum and Bass". Diakses 1 April 2019.
- [9] "Make Future Bass Music Like Flume With Singular Sounds' Sample Pack - thissongslaps.com - Electronic Dance Music & Hip-Hop Media". www.thissongslaps.com. Diakses 1 April 2019.
- [10] Jia-Sheng Hong, and Michael J. Lancaster. "Design of Highly Selective Microstrip Bandpass Filters with a Single Pair of Attenuation Poles at Finite Frequencies". IEEE TRANSACTIONS ON MICROWAVE THEORY AND TECHNIQUES, VOL. 48, NO. 7. 2000.
- [11] Bracewell, R. N. (2000), The Fourier Transform and Its Applications (3rd ed.), Boston: McGraw-Hill, ISBN 978-0-07-116043-8.
- [12] Kurt Hornik, Maxwell Stinchcombe, Halbert White. "Multilayer feedforward networks are universal approximators, Neural Networks." Volume 2, Issue 5, 1989, Pages 359-366, ISSN 0893-6080
- [13] "Artificial neural network." https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_neural_network. Diakses 1 April 2019.