

**Analisis Klasifikasi Genre Musik Pop dan Klasik pada Layanan *Streaming*  
Musik Spotify Menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN)  
(Studi Kasus: Lagu dengan Genre Musik Pop dan Klasik di Layanan *Streaming*  
Musik Spotify)**

TUGAS AKHIR

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana  
Jurusan Statistika**



**Supriyadi**

**14 611 121**

**JURUSAN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA  
DI YOGYAKARTA  
2018**

## HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING

### TUGAS AKHIR

Judul : Analisis Klasifikasi Genre Musik Pop dan Klasik pada Layanan *Streaming* Musik Spotify Menggunakan *Artificial Neural Network (ANN)* (Studi Kasus: Lagu dengan Genre Musik Pop dan Klasik di Layanan *Streaming* Musik Spotify)

Nama Mahasiswa : Supriyadi

Nomor Mahasiswa : 14 611 121

**TUGAS AKHIR INI TELAH DIPERIKSA DAN DISETUJUI UNTUK  
DIUJIKAN**

Yogyakarta, 13 April 2018

**Pembimbing**



**( Tuti Purwaningsih, S.Stat., M.Si. )**

**HALAMAN PENGESAHAN**  
**TUGAS AKHIR**

**Analisis Klasifikasi Genre Musik Pop dan Klasik pada Layanan *Streaming*  
Musik Spotify Menggunakan *Artificial Neural Network (ANN)***

(Studi Kasus: Lagu dengan Genre Musik Pop dan Klasik di Layanan *Streaming*  
Musik Spotify)



البعثة الإسلامية  
Mengetahui,  
Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Drs. Allwar, M.Sc., Ph.D.

## KATA PENGANTAR



*Assalamu'alaikum Wr.Wb.*

*Alhamdulillah* puji syukur kepada Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, serta tidak lupa shalawat dan salam kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini yang berjudul “**Analisis Klasifikasi Genre Musik Pop dan Klasik pada Layanan Streaming Musik Spotify Menggunakan Artificial Neural Network (ANN)**” dengan baik.

Tugas akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk mendapatkan gelar kesarjanaan di jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia. Tugas akhir ini disusun mulai Oktober 2017 – April 2018, selama penyusunan penulis banyak sekali mendapat bantuan dari berbagai pihak baik berupa kritik, saran, bimbingan, motivasi, ilmu, dan sebagainya. Oleh karena itu pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Rektor Universitas Islam Indonesia.
2. Bapak Drs. Allwar, M.Sc., Ph.D selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia.
3. Bapak Dr. Raden Bagus Fajriya Hakim, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia yang telah banyak membantu dalam memberikan ilmu dan wawasan baru kepada penulis.
4. Ibu Tuti Purwaningsih, S.Stat., M.Si. selaku dosen pembimbing tugas akhir yang telah banyak membantu memberikan arahan, saran, ilmu, motivasi serta kesabaran dalam membimbing penulis selama menyusun tugas akhir ini.

5. Seluruh Dosen di Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia yang telah memberikan ilmu pengetahuan, pengalaman, motivasi belajar, wawasan, dan sebagainya yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu. Semoga Allah SWT membalas atas semua jasa-jasanya.
6. Kedua orang tua penulis Bapak Boyadi dan Ibu Sulastri yang telah berjerih payah membantu penulis dalam meraih cita-cita, memberikan semangat, motivasi, doa, dan masih banyak lagi. Tanpa jasa mereka penulis tidak akan sampai pada titik saat ini.
7. Adik saya Putri Khoirunnisa yang selalu memberikan semangat, doa, dan harapan kepada penulis.
8. Teman-teman seperjuangan XIX ( Statistika 2014 ) yang selalu berbagi ilmu, informasi dan wawasannya.
9. Semua pihak yang telah membantu yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.

Semoga Allah SWT membalas semua jasa dan kebaikan serta selalu diberikan rahmat dan anugerah-Nya kepada mereka semua tanpa henti.

Penulis menyadari tidak ada yang sempurna dalam diri manusia, maka dari itu penulis mohon maaf apabila dalam penelitian ini terdapat kesalahan dalam penulisan maupun pembahasan. Oleh karena itu penulis menerima kritik dan saran yang membangun demi menyempurnakan penelitian ini. Semoga penelitian ini dapat bermanfaat bagi semua pihak dan menjadi ilmu pengetahuan yang bermanfaat. Aamiin.

*Wassalamu'alaikum Wr.Wb.*

Yogyakarta, 13 April 2018

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>KATA PENGANTAR</b> .....	iv
<b>DAFTAR ISI</b> .....	vi
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	viii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	ix
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	x
<b>PERNYATAAN</b> .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
<b>INTISARI</b> .....	xii
<b>ABSTRACT</b> .....	xiii
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1. Latar belakang .....	1
1.2. Rumusan Masalah .....	4
1.3. Batasan Masalah.....	4
1.4. Tujuan Penelitian.....	5
1.5. Manfaat Penelitian.....	5
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	6
2.1. Kemajuan Teknologi .....	6
2.2. Spotify .....	7
2.2.1. Sejarah Spotify .....	8
2.2.2. Fitur-fitur Spotify .....	10
2.3. Penelitian Terdahulu.....	10
2.3.1. Penelitian Tentang Genre Musik.....	11
2.3.2. Penelitian Tentang <i>Artificial Neural Network (ANN)</i> .....	12
<b>BAB III LANDASAN TEORI</b> .....	15
3.1. Lagu dan Musik.....	15
3.2. Identifikasi Musik.....	17
3.3. Transformasi Data .....	18
3.4. <i>Artificial Neural Network (ANN)</i> .....	19
3.4.1. Fungsi Aktivasi .....	21
3.4.2. <i>Learning Rate <math>\alpha</math></i> .....	23
3.4.4. Algoritma Pelatihan <i>Backpropagation</i> .....	24

<b>BAB IV METODOLOGI PENELITIAN .....</b>	<b>30</b>
4.1. Objek Penelitian .....	30
4.2. Populasi dan Sampel .....	30
4.3. Sumber data .....	30
4.4. Variabel dan Definisi Operasional Variabel.....	30
4.5. Tahapan Penelitian .....	32
<b>BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>34</b>
5.1. Gambaran Data Genre Musik Pop dan Klasik .....	34
5.2. Transformasi Data .....	39
5.3. Pembagian Data <i>Training</i> dan Data <i>Testing</i> .....	42
5.4. Membuat Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan .....	43
5.5. Pelatihan Model <i>Backpropagation</i> .....	44
5.6. Pengujian <i>Backpropagation</i> .....	51
<b>BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>	<b>54</b>
6.1. Kesimpulan.....	54
6.2. Saran .....	54
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>55</b>

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 2. 1.</b> Tinjauan Penelitian Genre Musik.....	12
<b>Tabel 2. 2.</b> Tinjauan Penelitian ANN .....	14
<b>Tabel 4. 1.</b> Pembagian Data Penelitian.....	30
<b>Tabel 4. 2.</b> Variabel Penelitian .....	31
<b>Tabel 5. 1.</b> Data Lagu Genre Musik Pop dan Klasik.....	35
<b>Tabel 5. 2.</b> Data Variabel Loudness dan Tempo Sebelum Ditransformasi .....	41
<b>Tabel 5. 3.</b> Data Variabel Loudness dan Tempo Setelah Ditransformasi .....	42
<b>Tabel 5. 4.</b> Data Training.....	43
<b>Tabel 5. 5.</b> Data Testing .....	43
<b>Tabel 5. 6.</b> Data Input Pelatihan .....	45
<b>Tabel 5. 7.</b> Hasil Klasifikasi Data Training.....	51
<b>Tabel 5. 8.</b> Data Testing untuk Pengujian .....	52
<b>Tabel 5. 9.</b> Hasil Klasifikasi Genre Musik Pop dan Klasik.....	53



## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 1. 1.</b> Keunggulan Spotify dengan Layanan Musik Lainnya (Irlansyah, 2016).....	2
<b>Gambar 1. 2.</b> Top Genre Musik di Situs Thetoptens.com (RCHPfan, 2018).....	3
<b>Gambar 2. 1.</b> Sejarah Logo Spotify (Wikipedia, 2018).....	9
<b>Gambar 3. 1.</b> Neuron Pada Otak Manusia (Suhartono, 2012).....	19
<b>Gambar 3. 2.</b> Model Tiruan Sebuah Neuron (Suhartono, 2012) .....	20
<b>Gambar 3. 3.</b> Fungsi Aktivasi Undak Biner (Threshold) .....	21
<b>Gambar 3. 4.</b> Fungsi Aktivasi Bipolar (Threshold) .....	21
<b>Gambar 3. 5.</b> Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner .....	22
<b>Gambar 3. 6.</b> Fungsi Aktivasi Linier (Identitas).....	22
<b>Gambar 3. 7.</b> Arsitektur Backpropagation (Guntoro,2015).....	24
<b>Gambar 4. 1.</b> Flowchart Tahapan Penelitian .....	32
<b>Gambar 5. 1.</b> Playlist Genre Musik Pop.....	34
<b>Gambar 5. 2.</b> Playlist Genre Musik Klasik.....	34
<b>Gambar 5. 3.</b> Plot Sebaran Data Acousticness .....	35
<b>Gambar 5. 4.</b> Plot Sebaran Data Danceability .....	36
<b>Gambar 5. 5.</b> Plot Sebaran Data Energi.....	37
<b>Gambar 5. 6.</b> Plot Sebaran Data Loudness .....	37
<b>Gambar 5. 7.</b> Plot Sebaran Data Speechiness.....	38
<b>Gambar 5. 8.</b> Plot Sebaran data Tempo .....	38
<b>Gambar 5. 9.</b> Plot Sebaran Data Valence .....	39
<b>Gambar 5. 10.</b> Histogram Variabel Loudness dan Tempo Sebelum Ditransformasi.....	40
<b>Gambar 5. 11.</b> Histogram Variabel Loudness dan Tempo Setelah Ditransformasi .....	42
<b>Gambar 5. 12.</b> Arsitektur JST untuk Mengklasifikasikan Genre Musik .....	44
<b>Gambar 5. 13.</b> Bobot Awal Input layer ke Hidden Layer.....	44
<b>Gambar 5. 14.</b> Bobot Awal Hidden layer ke Output .....	45
<b>Gambar 5. 15.</b> Plot Hasil Training Arsitektur JST Klasifikasi Genre Musik.....	50
<b>Gambar 5. 16.</b> Bobot Input Layer ke Hidden Layer .....	51
<b>Gambar 5. 17.</b> Bobot Hidden layer ke Output.....	51

## DAFTAR LAMPIRAN

**Lampiran 1.** ID Lagu Pop yang digunakan

**Lampiran 2.** ID Lagu Klasik yang digunakan

**Lampiran 3.** *Syntax Program R*

## PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam tugas akhir ini tidak terdapat karya yang sebelumnya pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang diacu di dalam naskah ini dan diterbitkan dalam daftar pustaka.

Yogyakarta, 13 April 2018



**Analisis Klasifikasi Genre Musik Pop dan Klasik pada Layanan *Streaming*  
Musik Spotify Menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN)  
(Studi Kasus: Lagu dengan Genre Musik Pop dan Klasik di Layanan *Streaming*  
Musik Spotify)**

**INTISARI**

*Kemajuan teknologi dari tahun ke tahun akan terus berkembang dan semakin maju hal ini tentu akan semakin mendorong terciptanya era digital seperti saat ini. Layanan streaming musik Spotify adalah salah satu bentuk kemajuan teknologi. Musik didalam Spotify dapat diakses atau dicari berdasarkan artis, album, genre, playlist atau label rekaman. Musik pop dan klasik merupakan genre musik yang cukup populer dikalangan penggemar musik saat ini. Dalam penelitian ini menggunakan lagu dengan genre musik pop dan klasik pada layanan streaming musik Spotify dengan mengimplementasikan Artificial Neural Network(ANN) metode Backpropagation guna mengklasifikasikan genre musik pop dan klasik. Data input yang digunakan adalah acoustiness, danceability, energy, loudness, speechiness, tempo dan valence kemudian outputnya adalah genre musik pop dan klasik. Dari hasil implementasi ANN dengan metode backpropagation digunakan arsitektur jaringan saraf tiruan 7 neuron input, 1 hidden layer dengan 4 neuron dan 1 output. Hasil akurasi dari pengujian diperoleh sebesar 99,5%.*

***Kata kunci:*** *Artificial Neural Network (ANN), Backpropagation, Genre Musik*

***Classification Analysis of Pop Genre and Classical Music in Spotify Music***

***Stream Using Artificial Neural Network (ANN)***

*(Case Study: Songs with Genre of Pop and Classic Music in Spotify Streaming Music)*

***ABSTRACT***

*Technological advances from year to year will continue to grow and the more advanced it will certainly encourage the creation of the digital era as it is today. Spotify music streaming is one form of technological advancement. Music in Spotify can be accessed or searched by artist, album, genre, playlist or record label. Pop and classical music is a music genre that is quite popular among music fans today. In this study used songs with pop and classical music genres on the Spotify music streaming by implementing the Artificial Neural Network (ANN) Backpropagation method to classify pop and classical music genres. The input data used are acousticness, danceability, energy, loudness, speechiness, tempo and valence then the output is the genre of pop and classical music. From ANN implementation result with backpropagation method used artificial neural network architecture 7 input neurons, 1 hidden layer with 4 neurons and 1 output. The accuracy of the test is 99.5%.*

***Keywords:*** *Artificial Neural Network (ANN), Backpropagation, Music Genre*

# BAB I

## PENDAHULUAN






### 1.1. Latar belakang


Kemajuan teknologi dari tahun ke tahun akan terus berkembang dan semakin maju hal ini tentu akan semakin mendorong terciptanya era digital seperti saat ini. Dengan semakin berkembangnya teknologi membuat kita menjadi mudah dalam mengakses informasi, hiburan, berkomunikasi, memenuhi kebutuhan sehari-hari, dan lain sebagainya. Reza (2017) dalam situs berita yang di tulis pada laman [teknoliputan6.com](http://teknoliputan6.com) menurut Chris Stephenson “Cara kita mengakses (teknologi) terus berubah seiring berjalannya waktu. *Smartphone* bisa berubah ke kacamata pintar, kacamata pintar bisa berubah ke lensa pintar, lensa pintar bisa berubah ke lensa implan biologis. Apapun bentuknya tujuan ini tetap saja membuat kita terhubung dengan teknologi di mana pun dan kapan pun.”

Seiring perkembangan teknologi, dewasa ini banyak penyedia jasa memanfaatkan kemajuan teknologi sebagai peluang usaha dan industri seperti penyediaan jasa *streaming* video, musik, TV Online, dan lain-lain. Salah satu jasa *streaming* musik yang cukup terkenal adalah Spotify. Spotify merupakan layanan *streaming* musik digital yang memberikan akses panggunanya ke jutaan lagu dan konten lain dari artis di seluruh dunia. Musik didalam Spotify dapat diakses atau dicari berdasarkan artis, album, genre, *playlist* atau label rekaman.

Genre musik yang ada di Spotify cukup banyak seperti pop, klasik, jazz, rock, dan lain-lain. Dari genre musik tersebut kemudian terbagi lagi menjadi beberapa *playlist*, sehingga total *playlist* yang ada di Spotify berjumlah ribuan. Pembagian musik berdasarkan genre ini tentunya untuk mempermudah pengguna spotify dalam memilih atau menemukan lagu kesukaannya sesuai genre maupun *playlist*.

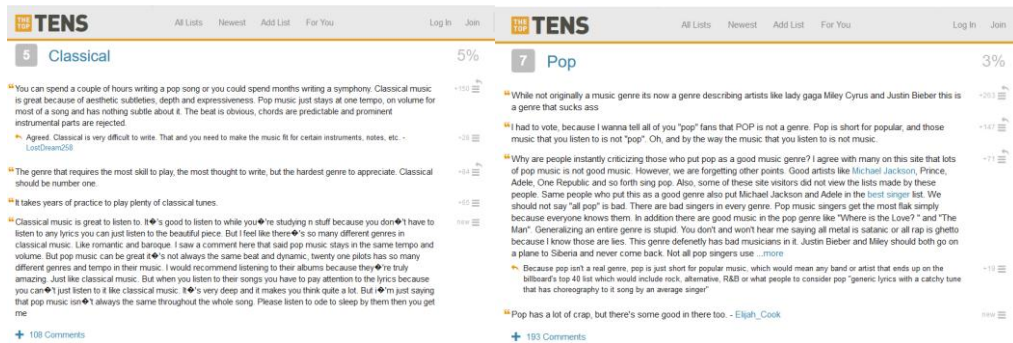
**PERBANDINGAN LAYANAN STREAMING MUSIK**

	 SPOTIFY	 APPLE MUSIC	 DEEZER	 JOOX	 GUVERA
TOTAL LAGU	+30 juta	+30 juta	+30 juta	"Jutaan"	+30 juta
KUALITAS	Hingga 320 kbps (OGG)	256 kbps (AAC)	Hingga 320 kbps (AAC) Hingga 1.411 kbps (FLAC)	Hingga 320 kbps	64-96 kbps (AAC)
VIDEO	✓	✓	✗	✓	✓
OFFLINE	✓	✓	✓	✓	✓
VERSI GRATIS	✓	✗	✓	✓	✓
PERIODE TRIAL	✓	✓	✓	✓	✓
FAMILY PLAN	✓	✓	✗	✗	✗
LIRIK LAGU	✓	✗	✓	✓	✗
PLATFORM	Web, OS X, Windows, Linux, iOS, Android, Windows Phone, BlackBerry, PlayStation 3, dan 4	OS X, Windows, iOS, Android	Web, OS X, Windows, iOS, Android, Windows Phone, BlackBerry	Web, iOS, Android	Web, Windows, iOS, Android, Windows Phone
HARGA	Rp49.990/ bulan Rp149.970/ tiga bulan Rp299.940/ enam bulan Rp599.880/ tahun	Rp69.000 / bulan (perorangan) Rp109.000 / bulan (Family Sharing)	Rp73.000 / bulan	Rp49.000 / bulan	Rp20.000 / minggu Rp55.000 / bulan Rp165.000 / tiga bulan Rp303.600 / enam bulan Rp547.800 / tahun



**Gambar 1. 1.** Keunggulan Spotify dengan Layanan Musik Lainnya (Irlansyah, 2016)

Salah satu genre musik yang familiar saat ini adalah genre musik pop dan klasik. Hal ini sesuai dengan hasil pada situs *vote* oleh RCHPfan (2018) dimana genre musik klasik berada pada urutan ke-5 sementara genre pop pada urutan ke-7 genre populer. Musik pop digemari karena memiliki ciri-ciri musik seperti melodi yang digunakan mudah diterapkan dengan berbagai karakter lirik, fleksibel dan mudah dipadukan dengan jenis lain. Sementara musik Klasik digemari karena memang musik lebih menenangkan karena instrumen musiknya bahkan menurut Citra R (2016) mendengarkan musik klasik bermanfaat untuk membuat otak bekerja lebih baik, kualitas tidur lebih baik, lebih ekspresif, menenangkan, dan lain-lain. Hal ini membuat musik klasik memiliki penggemarnya sendiri.



**Gambar 1. 2.** Top Genre Musik di Situs *Thetoptens.com* (RCHPfan, 2018)

Beberapa penelitian terdahulu telah meneliti untuk melakukan pengklasifikasian pada genre musik, seperti yang dilakukan Darmawan (2014) dalam tugas akhirnya yang berjudul Pengklasifikasi Genre Musik Berdasarkan Sinyal Audio Menggunakan *Support Vector Machine (SVM)*, menyebutkan bahwa dengan data musik dalam *channel mono* dan *sampling rate 44-100 Hz* yang bergenre musik Anak-anak, Klasik, Dangdut, Dubstep, Jazz, Keroncong, Raggae dan Rock. Dari penelitian diperoleh akurasi pengklasifikasian sebesar 65%. Selain itu penelitian lain juga dilakukan menggunakan metode *Algoritma Naive Bayes* oleh Dewi dan Hidayat (2015), menyatakan bahwa dengan menggunakan sekumpulan dataset teks diantaranya judul lagu, genre musik, *artist* dan album. Diperoleh hasil dari pengujian klasifikasi genre musik dengan *Naive Bayes* didapat kesimpulan bahwa penerapan *Algoritma Naive Bayes* menunjukkan akurasi 89.79%. Dari beberapa penelitian terdahulu tersebut tentunya masih memiliki kekurangan salah satunya adalah masih diperlukan proses ekstraksi pada musik yang digunakan sehingga prosesnya membutuhkan waktu lebih lama. maka dari itu pada penelitian ini menggunakan data musik pada API Spotify untuk memudahkan pengambilan atribut pada lagu serta menggunakan metode lain dalam mengklasifikasikan genre musik khususnya musik pop dan klasik agar mendapatkan hasil yang berbeda.

*Artificial Neural Network (ANN)* atau Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan salah satu teknik klasifikasi yang cukup handal. JST merupakan jaringan dari sekelompok unit pemroses kecil yang dimodelkan berdasarkan jaringan saraf manusia. Keunggulan dari *ANN Backpropagation* adalah dapat



disesuaikan dengan klasifikasi atau masalah prediksi numerik, paling akurat pendekatan pemodelannya dan membuat beberapa asumsi tentang hubungan yang mendasari data (Lantz, 2013). Menggunakan *Artificial Neural Network (ANN) Backpropagation* diharapkan mampu mengklasifikasikan musik dari layanan *streaming* musik Spotify yang bergenre musik pop dan klasik.

Berdasarkan latar belakang tersebut maka penulis bermaksud melakukan penelitian dengan judul “**Analisis Klasifikasi Genre Musik Pop dan Klasik pada Layanan Streaming Musik Spotify Menggunakan Artificial Neural Network (ANN)**”.

### **1.2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang di atas maka rumusan masalah yang akan diidentifikasi adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana gambaran umum lagu dengan genre musik Pop dan Klasik berdasarkan atribut lagu yang digunakan?
2. Bagaimana arsitektur *Artificial Neural Network (ANN)* metode *backpropagation* yang baik dalam mengklasifikasikan genre musik pop dan klasik ?
3. Bagaimana hasil akurasi *backpropagation* dalam mengklasifikasikan lagu dengan genre musik pop dan klasik?

### **1.3. Batasan Masalah**

Agar pembahasan dalam penelitian ini tidak terlalu meluas, maka dalam penelitian diberikan batasa-batasan permasalahan sebagai berikut:

1. Data yang digunakan adalah lagu dengan genre musik pop dan klasik yang ada di layanan *streaming* musik Spotify.
2. Variabel pada atribut lagu yang digunakan adalah *acousticness*, *danceability*, *energy*, *loudness*, *speechiness*, *tempo* dan *valence*.
3. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah *sigmoid*.
4. Metode analisis yang digunakan adalah *Artificial Neural Network (ANN)* dengan *Backpropagation*.

#### **1.4. Tujuan Penelitian**

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui gambaran umum lagu dengan genre musik Pop dan Klasik berdasarkan atribut lagu yang digunakan.
2. Mengetahui arsitektur *Artificial Neural Network (ANN)* metode *backpropagation* yang baik dalam mengklasifikasikan lagu dengan genre musik pop dan klasik.
3. Mengetahui tingkat akurasi klasifikasi lagu berdasarkan genre musik pop dan klasik menggunakan *Artificial Neural Network (ANN)* metode *backpropagation*.

#### **1.5. Manfaat Penelitian**

Manfaat dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan informasi tentang gambaran umum musik Pop dan Klasik berdasarkan atribut lagu yang digunakan.
2. Sebagai implementasi dalam penerapan *Artificial Neural Network (ANN)* metode *Backpropagation* dalam mengklasifikasi-kan genre musik pop dan klasik guna mempermudah kinerja pelaku industri musik dalam mensortir genre musik khususnya pop dan klasik.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1. Kemajuan Teknologi**

Layaknya manusia, seiring berjalannya waktu teknologi akan terus tumbuh dan berkembang dari ‘bayi’ hingga ‘dewasa’. Jika dulu waktu teknologi masih ‘bayi’ mungkin belum banyak dalam membantu kehidupan manusia walaupun perannya sangat penting, kini teknologi telah beranjak ‘dewasa’ dimana hampir diseluruh aspek kehidupan manusia dipermudah dengan adanya teknologi. Kemudahan-kemudahan dengan adanya teknologi membuat manusia terus melakukan riset dan penelitian untuk menemukan teknologi yang terbaru sehingga sampai saat ini teknologi mengalami kemajuan secara terus menerus. Reza (2017) dalam situs berita yang di tulis pada laman [tekno.liputan6.com](http://tekno.liputan6.com) menurut Chris Stephenson “Mesin akan semakin cerdas, kecerdasan buatan akan ada di sana sini, sampai akhirnya kita mencapai titik di mana teknologi dan kemanusiaan benar-benar bergabung menjadi satu inti.” Dia pun mengungkap bahwa alur waktu perkembangan teknologi dari masa ke masa diprediksi terdapat 5 fase teknologi sampai akhirnya akan bergabung dengan manusia. Lima fase tersebut adalah sebagai berikut:

1. Fase I - *Surfacing* (1950-1995)

Fase pertama ini, manusia diperkenalkan lewat teknologi dengan cara paling sederhana. Di era 1980-an, *Personal Computer* muncul. Menjelang awal 1990-an, adopsi internet mulai menyebar. Pengguna *early adopter* ini pun memanfaatkan akses internet untuk mengakses lebih banyak informasi.

2. Fase II – *Organizing* (1990-2015)

Fase kedua baru saja berakhir pada 2015 lalu. Fase ini merupakan fase di mana pengakses teknologi 'mengatur' (*organize*) informasi dari internet dan membuatnya bisa diakses secara global dan berharga secara universal. Dengan demikian, hadirilah ponsel pintar perangkat yang menawarkan akses lebih cepat dan mudah serta mendekatkan penggunanya.

3. Fase III – *Extracting* (2010-2025)

Bersamaan dengan berlangsungnya fase kedua, fase ketiga juga terjadi di awal 2010. Perbedaannya adalah fase ketiga berperan penting dalam proses penggabungan teknologi dengan manusia. Pada era ini merupakan representasi dari pendewasaan situs *web*, mesin pencarian, ponsel pintar semakin meluas, konektivitas semakin cepat serta perkembangan *machine learning*. Pada fase ini manusia tak hanya mengatur akses informasi tetapi juga mengekstrak arti baru dari perluasan teknologi itu sendiri. Mereka mulai terbiasa dengan sistem operasi, perangkat pintar, *Internet of Things*, kecerdasan buatan dan asisten virtual.

4. Fase IV – *Anticipating* (2020-2035)

Fase keempat muncul di mana perluasan teknologi menjadi manifestasi ide yang memiliki dampak besar. Pada fase ini, kecerdasan buatan dan *deep learning* menjadi lebih baik, teknologi mulai 'mengerti' apa yang manusia inginkan. Pada fase ini asisten virtual dan *chatbots* akan lebih mengambil peran sehingga engakses teknologi disini akan mengantisipasi dampak yang terjadi dan harus terbiasa dengan penggunaan assiten virtual dan *chatbots*.

5. Fase V – *Elevating* (2030-2050)

Fase akhir ini merupakan dari proses penggabungan teknologi dan manusia. Kecerdasan buatan mengubah cara manusia dalam beraktivitas sehari-hari. Kecerdasan buatan juga akan memiliki akal seperti manusia sehingga mampu bekerja dengan otak manusia.

## 2.2. Spotify

Spotify merupakan layanan *streaming* musik asal Swedia yang menyediakan hak digital manajemen yang dilindungi konten dari label rekaman dan perusahaan media. Musik yang ada pada Spotify dapat diakses atau dicari berdasarkan artis, album, genre, *playlist*, atau label rekaman. Selain itu Spotify juga berperan sebagai penyedia hak cipta digital atas musik yang diunggah, sehingga lagu-lagu yang disajikan merupakan lagu resmi dan pengguna tentunya dapat menikmati koleksi yang beragam tersebut secara resmi pula. Hal yang cukup menarik dari Spotify adalah ia menawarkan dua model berlangganan, gratis dan

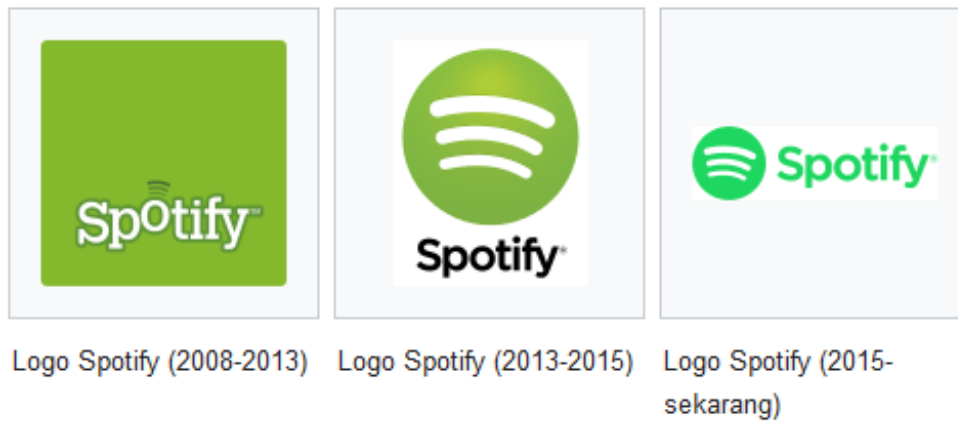
premium. Pengguna gratis dan premium mendapatkan kualitas layanan yang berbeda tentunya, Spotify Premium dapat menghapus iklan, meningkatkan kualitas *audio* (Spotify gratis hanya 160kbit/s sedangkan *Premium* hingga 320kbit/s) dan memungkinkan pengguna untuk mengunduh musik untuk dinikmati secara *offline*, sedangkan Spotify gratis tidak bisa (Winarso, 2016).

### **2.2.1. Sejarah Spotify**

Berdiri sejak tahun 2006 dimana pertama kali dikembangkan oleh sebuah tim dari Spotify AB di Stockholm, Swedia. Pendiri dari perusahaan ini adalah Daniel Ek mantan CTO Stardoll dan Martin Lorentzon co-pendiri TradeDoubler. Judul atau nama perusahaan ini memiliki awal terbentuk yang cukup unik, menurut Daniel Ek, awalnya salah dengar dari nama yang disebutkan oleh Martin Lorentzon. Kemudian keluarlah etimologi kombinasi "*spot*" dan "*identify*".

Dua tahun kemudian yaitu pada tanggal 7 Oktober 2008 Spotify resmi diluncurkan. Pertamakali penerapan layanannya Spotify memutuskan untuk menerapkan paket berbayar untuk semua penggunanya walaupun selain itu paket gratis juga tersedia namun hanya dengan skema undangan saja. Hal ini dilakukan untuk mengatur pertumbuhan layanannya. Pada saat yang sama, Spotify AB mengumumkan kesepakatan lisensi dengan label musik besar tapi tak berujung manis karena di tahun pertama peluncurannya mereka mengalami kerugian sebesar \$4,4 juta. (Wikipedia, 2018).

Popularitas Spotify terus meroket dari tahun ke tahun, pada bulan Maret tahun 2011 mereka mengklaim telah mengantongi sedikitnya 1 juta pelanggan berbayar di seluruh Eropa. Angka ini meningkat dua kali lipat pada bulan September, sehingga membuat *World Economic Forum (WEF)* menobatkan mereka sebagai *Technology Pioneer* setahun kemudian.



**Gambar 2. 1.** Sejarah Logo Spotify (Wikipedia, 2018)

Pada Juni 2015 Spotify memiliki lebih dari 75 juta pengguna aktif, termasuk sekitar 20 juta pengguna berbayar. Jumlah pelanggan dibayarkan mencapai 30 juta pada Maret 2016. Spotify Ltd beroperasi sebagai perusahaan induk, yang berkantor pusat di London, sementara Spotify AB menangani penelitian dan pengembangan di Stockholm. Kemudian, pada tanggal 16 April 2013, Spotify memperluas jangkauannya dengan meluncurkan aplikasi berbasis Android, iOS dan *Windows Phone* untuk kawasan Singapura, Hong Kong, Malaysia, Estonia, Latvia, Meksiko dan Islandia. Tidak cukup sampai disitu perkembangan Spotify, tepatnya pada tahun 2014 Spotify kembali mengumumkan bahwa mereka telah mengakuisisi The Echo Nest yang juga menyediakan data ke pesaing Spotify. Ditahun yang sama Spotify merilis *Web API* baru yang memungkinkan pengembang pihak ketiga untuk mengintegrasikan konten Spotify pada aplikasi mereka sendiri. *The Spotify Web API* adalah layanan web berdasarkan prinsip pengalihan negara representasi yang dapat diakses oleh program melalui *Hypertext Transfer Protocol*. Ia memberikan data tentang album, artis, lagu, *playlist* dan sumber daya lainnya Spotify dalam format *JSON*. Mengakses beberapa dataset sensitif (seperti data profil pengguna) dapat dilakukan dengan terlebih dahulu program harus menyediakan token akses *OAuth* melalui permintaan pengguna. (Wikipedia, 2018).

### 2.2.2. Fitur-fitur Spotify

Sebagai layanan *streaming* musik tentunya Spotify memiliki banyak fitur yang beragam guna memberikan layanan yang terbaik bagi penggunanya. Beberapa fitur tersebut seperti:

1. Katalog musik

Beragamnya musik yang disediakan oleh suatu layanan *streaming* musik tentu menjadi daya tarik tersendiri bagi penggunanya, pada tahun 2012 saja, Spotify mengklaim mempunyai 20 juta koleksi lagu dari berbagai genre musik diseluruh dunia.

2. *Playlist*

*Playlist* yang disediakan oleh aplikasi resmi Spotify sangat banyak, selain itu pengguna juga bisa membuat *playlist* musik sendiri sesuai dengan musik yang disukai. Sehingga lagu-lagu yang disukai dapat diputar dengan mudah tanpa harus mencari-cari lagi.

3. Radio

Spotify juga menyediakan akses ke beberapa stasiun radio populer dunia, disini pengguna dapat memilih sendiri genre musik yang digemari.

4. Mode *Offline*

Bagi pengguna premium fitur ini dapat digunakan namun tidak untuk pengguna gratis. Fitur ini dapat memutar musik yang sudah di unduh sebelumnya tanpa harus terhubung ke internet terlebih dahulu.

5. Intgrasi Media Sosial

Spotify memungkinkan akun penggunanya untuk terintegrasi dengan akun media sosial pengguna tersebut yaitu Facebook dan Twitter. Setelah terhubung mereka dapat mengakses musik favorit dan juga dapat mengikut *playlist* dari teman-temannya.

### 2.3. Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu sebagai kajian bagi penulis sangat penting untuk mengetahui hubungan antara penelitian yang dilakukan sebelumnya dengan penelitian yang penulis lakukan saat ini serta dapat menghindari adanya duplikasi. Selain itu juga bermanfaat untuk menunjukkan bahwa penelitian yang dilakukan

mempunyai arti penting sehingga dapat diketahui kontribusi penelitian terhadap ilmu pengetahuan.

### 2.3.1. Penelitian Tentang Genre Musik

Penelitian yang dilakukan Fansuri (2011) yang berjudul Klasifikasi Genre Musik Menggunakan *Learning Vector Quantization (LVQ)*, dengan menggunakan data genre musik yang diklasifikasikan dibatasi hanya genre rock, klasik, jazz dan keroncong yang berdurasi 5, 10, 20 dan 25 detik. Diperoleh hasil klasifikasi dengan akurasi sebesar 90% untuk durasi 5 detik, 93,75% untuk durasi 10 detik, 65 untuk durasi 20 detik dan 93,75% untuk durasi 25 detik.

Penelitian yang berjudul Perbandingan Metode *Voting Feature Intervals* dengan Jaringan Saraf Tiruan dalam Mengklasifikasikan Genre Musik oleh Syahzam (2011) menyatakan bahwa dari genre musik yang diklasifikasikan yaitu Klasik, Disko, Metal dan Reggae diperoleh hasil penelitian akurasi dengan metode *Voting Feature Intervals (VFI)* mencapai hingga 85% dengan 30 detik waktu berkas musik dan penggunaan ciri 7 koefisien MFCC. Sedangkan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan diperoleh akurasi 95% dengan jumlah layer *hidden neuron* sebanyak 30 layer pada 10 detik waktu berkas musik dan penggunaan ciri 13 koefisien MFCC.

Darmawan (2014) dalam tugas akhirnya yang berjudul Pengklasifikasi Genre Musik Berdasarkan Sinyal Audio Menggunakan *Support Vector Machine (SVM)*, menyebutkan bahwa dengan data musik dalam *channel mono* dan *sampling rate* 44-100 Hz yang bergenre musik Anak-anak, Klasik, Dangdut, Dubstep, Jazz, Keroncong, Raggae dan Rock. Dari penelitian diperoleh akurasi pengklasifikasian sebesar 65%.

Jurnal yang berjudul Analisis *Music Mining Information Retrieval* untuk Klasifikasi Jenis *Music* Bergenre Menggunakan *Algoritma Naive Bayes* oleh Dewi dan Hidayat (2015), menyatakan bahwa dengan menggunakan sekumpulan dataset teks diantaranya judul lagu, genre musik, *artist* dan album. Diperoleh hasil dari pengujian klasifikasi genre musik dengan *Naive Bayes* didapat kesimpulan bahwa penerapan *Algoritma Naive Bayes* menunjukkan akurasi 89.79%.

Putri (2016) dalam penelitian tesisnya yang berjudul Klasifikasi Genre Musik Menggunakan *Learning Vector Quantization (LVQ)* dan *Self Organizing*



*Map (SOM)*, menyatakan bahwa klasifikasi genre musik menggunakan kombinasi *Learning Vector Quantization (LVQ)* dan *Self Organizing Map (SOM)* terhadap 10 genre musik memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan menggunakan LVQ saja, hasil evaluasi menggunakan *10-fold cross validation* klasifikasi genre terhadap 10 genre musik menggunakan kombinasi LVQ dan SOM menghasilkan rata-rata akurasi 54.23%.

**Tabel 2. 1.** Tinjauan Penelitian Genre Musik

No	Tahun	Peneliti	Judul	Variabel	Keterangan
1	2011	Fansuri (2011)	Klasifikasi Genre Musik Menggunakan <i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i>	Durasi 5, 10, 20 dan 25, chanel yang digunakan adalah chanel mono	akurasi sebesar 90% untuk durasi 5 detik, 93,75% untuk durasi 10 detik, 65 untuk durasi 20 detik dan 93,75% untuk durasi 25 detik
2	2011	Syahzam (2011)	Perbandingan Metode <i>Voting Feature Intervals</i> dengan Jaringan Saraf Tiruan dalam Mengklasifikasikan Genre Musik	Koefisien MFCC dan waktu berkas musik	Koefisien MFCC optimum yaitu 13 koefisien dengan hasil akurasi yaitu 95%
3	2014	Darmawan (2014)	Pengklasifikasi Genre Musik Berdasarkan Sinyal Audio Menggunakan <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	<i>Centroid, roll off, flux, zero crossings, low energy</i> dan empat titik tertinggi dari hasil perhitungan autokorelasi sinyal.	Tingkat akurasi rata-rata 65%
4	2015	Dewi dan Hidayat (2015)	Analisis <i>Music Mining Information Retrieval</i> untuk Klasifikasi Jenis <i>Music</i> Bergener Menggunakan <i>Algoritma Naive Bayes</i>	Dataset teks judul lagu genre musik, artist, album	akurasi yang diperoleh 89.79%
5	2016	Putri (2016)	Klasifikasi Genre Musik Menggunakan <i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i> dan <i>Self Organizing Map (SOM)</i>	fitur entropi koefisien wavelet	rata-rata akurasi 54.23%

### 2.3.2. Penelitian Tentang *Artificial Neural Network (ANN)*

Penelitian yang dilakukan oleh Gunawan, dkk (2009) dalam jurnalnya yang berjudul Penerapan Algoritma *Backpropagation* untuk Klasifikasi Musik Dengan

Solo Instrumen, menjelaskan bahwa dengan menggunakan data musik instrumen tanpa vokal kemudian diekstraksi untuk mendapatkan ciri-cirinya, dari data tersebut digunakan sebagai data input. Sementara keluarannya adalah 5 jenis alat musik yaitu Biola, Flute, Gitar, Sax dan Piano. Dari hasil klasifikasi diperoleh akurasi terbaik sebesar 84%.

Haryono (2013) yang berjudul Identifikasi Daun Tanaman Jati Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* dengan Ekstraksi Fitur Ciri Morfologi Daun, dengan menggunakan data citra daun Jati Biotrop, Emas, Jobika, Muna, Prima dan Super. Masing-masing data terdiri dari 20 citra dengan ukuran citra 1200 x 2300 piksel. Dalam mendapatkan akurasi terbaik, digunakan *k-fold cross validation* dengan nilai  $k=5$ . Berdasarkan hasil percobaan yang telah dilakukan, penggunaan *hidden neuron* sebanyak 17 menghasilkan nilai rata-rata akurasi terbaik sebesar 84.17%.

Jurnal yang berjudul Analisis Klasifikasi Pola Sidik Jari menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* oleh Sulistiyasni dan Winarko (2014), menyatakan bahwa dengan menggunakan fitur *correlation*, *contrast*, *energy*, *homogeneity* dan *entropy* kemudian diuji untuk mengklasifikasikan sidik jari manusia dalam tiga kelas yaitu whorl, arch dan loop. Dari penelitian diperoleh hasil akurasi terbaik dalam mengklasifikasikan sebesar 87,5%.

Guntoro (2015) dalam penelitian tesisnya yang berjudul Keamanan Jaringan *Openflow* Menggunakan *Intrusion Detection System (IDS)* Berbasis *Backpropagation Neural Network*, menyatakan bahwa dengan menggunakan KDD *dataset* 1999, *dataset* tersebut merupakan hasil *capture trafik* jaringan yang berasal dari *snort*. Data tersebut mempunyai 41 fitur, yang diberi label normal dan *anomaly* (serangan). Pengujian sistem IDS dilakukan dua tahapan yaitu pelatihan model sistem IDS dan pengujian sistem IDS secara *realtime*. Dalam pengujian model sistem IDS menggunakan metode *backpropagation* didapatkan rata-rata akurasi 97,7%.

Penelitian yang berjudul Penerapan Jaringan Saraf Tiruan untuk Mendiagnosa Penyakit Lambung dengan Menggunakan Algoritma Pembelajaran *Backpropagation* oleh Auliya (2016) menyatakan bahwa dengan menggunakan

data gejala-gejala penyakit lambung yang dirasakan untuk mendiagnosa penyakit lambung *Dyspepsia*, Maag dan GERD. Setelah dilakukan pengujian diperoleh batasan nilai *learning rate* ( $\alpha$ ) = 0.05 dengan *epoch* 15 dan akurasi terbaik dalam mengklasifikasikan adalah 93.3%.

**Tabel 2. 2.** Tinjauan Penelitian ANN

No	Tahun	Peneliti	Judul	Variabel	Keterangan
1	2009	Gunawan dkk (2009)	Penerapan Algoritma <i>Backpropagation</i> untuk Klasifikasi Musik Dengan Solo Instrumen	Ekstraksi musik instrumen tanpa vokal	Akurasi 84%
2	2013	Haryono (2013)	Identifikasi Daun Tanaman Jati Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan <i>Backpropagation</i> dengan Ekstraksi Fitur Ciri Morfologi Daun	Data citra daun Jati Biotrop, Emas, Jobika, Muna, Prima dan Super	Rata-rata akurasi terbaik sebesar 84.17%.
3	2014	Sulistiyasni dan Winarko (2014)	Analisis Klasifikasi Pola Sidik Jari menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan <i>Backpropagation</i>	<i>correlation</i> , <i>contrast</i> , <i>energy</i> , <i>homogeneity</i> dan <i>entropy</i>	Akurasi 87,5%
4	2015	Guntoro (2015)	Keamanan Jaringan <i>Openflow</i> Menggunakan <i>Intrusion Detection System (IDS)</i> Berbasis <i>Backpropagation Neural Network</i>	KDD <i>dataset</i> 1999	Rata-rata akurasi 97,7%
5	2016	Auliya (2016)	Penerapan Jaringan Saraf Tiruan untuk Mendiagnosa Penyakit Lambung dengan Menggunakan Algoritma Pembelajaran <i>Backpropagation</i>	Data gejala-gejala penyakit lambung	Tingkat akurasi rata-rata 93.3%

## **BAB III**

### **LANDASAN TEORI**

#### **3.1. Lagu dan Musik**

Lagu merupakan ragam suara yang berirama (dalam bercakap, bernyanyi, membaca, dan sebagainya). Selain itu lagu juga sering dikenal dengan suatu syair atau lirik yang mempunyai irama, sebuah lagu biasanya selalu diiringi dengan alat musik untuk menghasilkan musik yang mengandung suara yang berirama. Secara umum lagu memang tidak lepas dengan musik. Pengertian seni musik adalah suatu yang membuahkan hasil karya seni, berupa bunyi berbentuk lagu atau komposisi yang mengungkapkan fikiran serta perasaan penciptanya lewat unsur-unsur pokok musik, yakni irama, melodi, harmoni, serta bentuk atau susunan lagu dan ekspresi sebagai satu kesatuan (Jamalus, 1988). Sementara menurut KBBI Pengertian Seni Musik adalah ilmu atau seni yang menyusun nada atau suara ke dalam urutan, kombinasi dan hubungan temporal untuk menghasilkan komposisi atau susunan yang mempunyai kesatuan dan kesinambungan.

Dari sekian banyak lagu yang ada saat ini terbagi lagi menjadi beberapa genre atau jenis musik yang sesuai dengan lagu tersebut. Genre atau jenis dalam musik merupakan pengelompokan musik sesuai dengan kemiripannya satu sama lain. Biasanya sebuah genre musik dapat didefinisikan berdasarkan teknik musik, gaya, konteks, maupun temanya. Ada banyak genre musik yang sudah kita ketahui dan merupakan genre musik yang cukup terkenal seperti genre musik klasik, pop, jazz, blues, rock, metal, dan lain sebagainya. Dalam artikel yang ditulis Hadi (2015) berikut ini adalah pengertian dari beberapa genre musik yang sudah cukup terkenal:

##### **1. Musik Klasik**

Musik klasik beranjak pada abad ke-9 hingga abad ke-21 dan biasanya merujuk pada musik klasik Eropa. Ciri-ciri musik klasik yakni penggunaan dinamika *crescendo* dan *decrescendo*. *Crescendo* yaitu perubahan dinamika lagu dari lembut menjadi keras dan nyaring. Sedangkan *decrescendo* sebaliknya, perubahan dinamikanya dari keras menjadi lembut. Ciri lainnya

yaitu perubahan temponya menggunakan *accelerando* (semakin cepat) dan *ritardeando* (semakin lembut).

## 2. Musik Pop

Musik pop atau musik populer merupakan jenis-jenis musik yang saat ini digemari oleh masyarakat awam. Genre ini mulai berkembang dan populer pada tahun 1950-an. Genre dinamakan populer karena memiliki daya tarik masa yang lebih besar dibandingkan dengan genre lainnya. Ciri-ciri musik pop yaitu melodi yang digunakan mudah diterapkan dengan berbagai karakter lirik, fleksibel dan mudah dipadukan dengan jenis lain, lagu mudah disenandungkan dan mudah dipahami, harmoni tidak rumit, temponya dapat divariasikan.

## 3. Musik Jazz

Genre musik jazz merupakan jenis musik yang tumbuh dari penggabungan blues, ragtime, dan musik Eropa, terutama musik band. Aliran musik ini berasal dari masyarakat Afro-Amerika Selatan pada akhir abad ke-19 dan awal abad ke-20. Kata Jazz berasal dari bahasa slang (bahasa daerah pinggiran pantai barat Amerika Serikat) dan pertama kali dipakai istilah jazz pada tahun 1915 di Chicago. Ciri-ciri dari genre ini yaitu vokal dan liriknya cenderung dianggap sebagai bagian dari bunyi instrument, ritme dan melodinya memiliki cenderung mengimprovisasi.

## 4. Musik Blues

Blues merupakan sebuah aliran musik yang berasal dari Amerika Serikat. Blues berkembang dari musik-musik spiritual dan puji-pujian yang muncul dari komunitas budak-budak Afrika di AS silam. Sebelum abad ke-20, musik blues hanya populer di kalangan orang Amerika. Ciri-ciri musik ini yaitu pola irama yang sering digunakan, terkesan sedih dan permainan gitarnya selalu penuh dengan improvisasi.

### 3.2. Identifikasi Musik

Identifikasi musik dalam API Spotify dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa fitur lagu seperti berikut:

1. *Acousticness*

*Acousticness* merupakan suatu ukuran kepercayaan dengan nilai dari 0,0 sampai 1,0 yang menunjukkan apakah trek tersebut akustik. Semakin mendekati nilai 1.0 pada trek tersebut menunjukkan semakin tinggi kepercayaan lintasannya akustik, begitu pula sebaliknya apabila semakin mendekati 0.0 maka semakin rendah kepercayaan lintasnya akustik.

2. *Danceability*

*Danceability* menggambarkan seberapa kecocokan dalam sebuah trek musik untuk menari berdasarkan kombinasi unsur musik termasuk tempo, stabilitas ritme, kekuatan beat dan keteraturan keseluruhan. Nilai *danceability* antara 0,0 sampai dengan 1,0, semakin mendekati 1.0 maka trek pada musik tersebut semakin cocok untuk menari begitu pula sebaliknya.

3. Energi

Setiap musik memiliki energi tersendiri, energi tersebut merupakan fitur lagu yang merepresentasikan suatu tingkat dari kemampuan suatu musik untuk meningkatkan emosi dari pendengarnya. Maksudnya ada suatu musik yang memiliki energi meningkat dan ada juga yang menurun. Biasanya kontrol pada energi musik dapat dilakukan dengan meningkatkan jumlah instrument, mengatur dinamika, maupun irama pada musik tersebut. Semakin energik suatu musik, maka nilai energi akan semakin besar, begitu pula sebaliknya, semakin lembut suatu musik, maka semakin kecil nilai energinya. (Astawa, 2012).

4. *Speechiness*

*Speechiness* digunakan untuk mendeteksi kehadiran kata-kata yang diucapkan dalam sebuah trek pada musik. Nilai di atas 0,66 menggambarkan trek yang mungkin seluruhnya terbuat dari kata-kata yang diucapkan. Nilai antara 0,33 dan 0,66 menggambarkan trek yang mungkin berisi musik dan

ucapan baik dalam bagian atau berlapis, termasuk kasus seperti musik rap. Nilai di bawah 0,33 kemungkinan besar mewakili musik dan trek *non-speech*.

#### 5. *Tempo*

Tempo merupakan cepat atau lambatnya sebuah lagu dan ukuran dari sebuah tempo adalah *beat*. *Beat* sendiri dapat diartikan sebagai ketukan dasar yang menunjukkan banyaknya ketukan dalam satu menit.

#### 6. *Loudness*

*Loudness* merupakan keseluruhan kenyaringan suatu lagu dalam desibel (dB). *Loudness* dihitung dalam desibel dengan mengukur intensitas gelombang audio selama durasi lagu. Lagu yang lebih keras cenderung lebih energik atau agresif, sedangkan lagu yang lembut cenderung menggunakan instrumen yang lembut dan menggambarkan emosi yang lebih tenang. Nilai tipikal berkisar antara -60 dan 0 db.

#### 7. *Valence*

Valensi dalam sebuah lagu memberikan indikasi jenis emosi (seperti bahagia atau sedih) yang terkait dengan lagu tersebut. Hal ini juga diukur pada skala 0.0 sampai 1.0, dengan nilai yang lebih rendah yang mewakili emosi negatif dan nilai yang lebih tinggi mewakili emosi positif. ( Jamdar, 2015).

### 3.3. Transformasi Data

Proses transformasi dilakukan untuk menskalakan atribut numerik dalam *range* yang lebih kecil seperti -1.0 sampai 1.0, atau 0.0 sampai 1.0. ada banyak metode transformasi salah satunya *Min-max normalization*. *Min-max normalization* merupakan metode normalisasi dengan melakukan transformasi linier terhadap data asli. Berikut rumus *min-max normalization* :

$$V' = \frac{V - \text{Min}_A}{\text{Max}_A - \text{Min}_A} (\text{New\_max}_A - \text{New\_min}_A) + \text{New\_min}_A \quad (3.1)$$

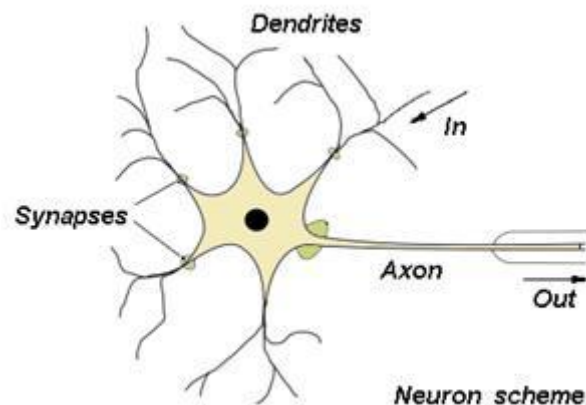
Keterangan:

$V'$  = Nilai yang dicari

- $V$  = Nilai pada variabel A  
 $Min_A$  = Nilai minimal variabel A  
 $Max_A$  = Nilai maksimal variabel A  
 $New\_min_A$  = Rentang nilai minimal pada variabel A  
 $New\_max_A$  = Rentang nilai maksimal pada variabel A

### 3.4. *Artificial Neural Network (ANN)*

Pembuatan struktur *Artificial Neural Network (ANN)* atau Jaringan Saraf Tiruan (JST) diilhami oleh struktur jaringan biologi, khususnya jaringan otak manusia. Berdasarkan hal tersebut *Artificial Neural Network (ANN)* merupakan pembuatan model sistem komputasi informasi yang menirukan cara kerja jaringan syaraf biologis, yaitu dapat menyelesaikan masalah setelah dilakukan pembelajaran sebelumnya.

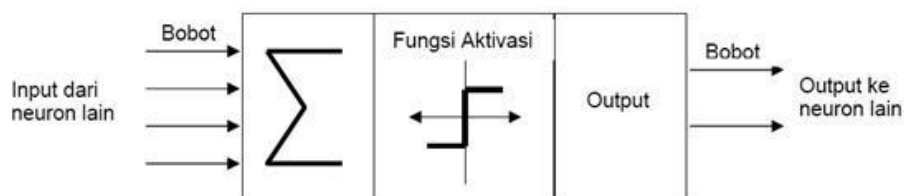


**Gambar 3. 1.** *Neuron Pada Otak Manusia* (Suhartono, 2012)

Menurut Gupta dkk (dalam Guntoro, 2015) proses pembelajaran dalam jaringan saraf tiruan dapat dikategorikan 2 model yaitu *supervised learning* dan *unsupervised learning*. Model *supervised learning* disebut juga model klasifikasi. *Supervised learning* merupakan model pembelajaran terawasi, dimana nilai output yang diharapkan telah diketahui sebelumnya. Beberapa model dari *supervised learning* adalah jaringan *preceptron*, *ADALINE* dan *backpropagation*. Sedangkan model *unsupervised learning* disebut juga model *clustering*. *Unsupervised learning*



merupakan model pembelajaran dalam kategori pembelajaran tak terawasi, dimana *output* tidak ditentukan sebelumnya. Metode ini bertujuan untuk mengetahui kelas atau *cluster* tertentu.



**Gambar 3. 2.** Model Tiruan Sebuah Neuron (Suhartono, 2012)

Dalam *Artificial Neural Network (ANN)* terdapat istilah-istilah yang sering ditemui seperti :

- *Neuron/Node/Unit* : Sel saraf tiruan yang merupakan elemen pengolahan ANN. Setiap *neuron* akan menerima data *input*, memproses data input tersebut dan mengirimkan hasilnya berupa sebuah *output*.
- Jaringan : Kumpulan neuron yang saling terhubung dan membentuk lapisan.
- *Input* atau masukan : Berkorespon dengan sebuah artikel tunggal dari sebuah pola atau data lain dari dunia luar, kemudian sinyal *input* diteruskan kelapisan selanjutnya.
- *Output* atau keluaran : Hasil pemahaman jaringan terhadap data *input*.
- Bobot : Dalam ANN bobot merupakan nilai matematis dari koneksi yang mengirim data dari satu lapisan ke lapisan lainnya.
- *Hidden layer* (lapisan tersembunyi) : Lapisan yang tidak langsung berinteraksi dengan dunia luar, lapisan ini memperluas jaringan saraf tiruan untuk menghadapi masalah-masalah kompleks.
- *Summation function* : Fungsi yang digunakan untuk mencari rata-rata bobot dari semua elemen *input*.
- Fungsi aktivasi : Fungsi yang menggambarkan hubungan antara tingkat aktivasi internal (*summation function*) yang mungkin berbentuk linear atau non linear.

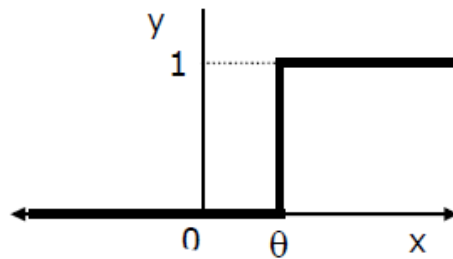
- Paradigma pembelajaran : Cara berlangsungnya pembelajaran atau pelatihan jaringan saraf tiruan apakah terawasi, tidak terawasi atau gabungan dari keduanya.

### 3.4.1. Fungsi Aktivasi

Penggunaan fungsi aktivasi pada jaringan saraf tiruan adalah untuk mengaktifkan setiap *neuron* yang dipakai pada jaringan tersebut. Beberapa fungsi aktivasi yang sering dipakai adalah sebagai berikut:

1. Fungsi *Threshold* (batas ambang)

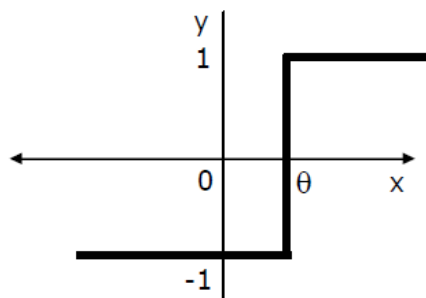
$$y = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq \theta \\ 0 & \text{jika } x < \theta \end{cases} \quad (3.2)$$



**Gambar 3. 3.** Fungsi Aktivasi Undak Biner (*Threshold*)

Dalam beberapa kasus, fungsi *threshold* yang dibuat tidak berharga 0 atau 1 tetapi berharga -1 atau 1 (sering disebut *threshold bipolar*).

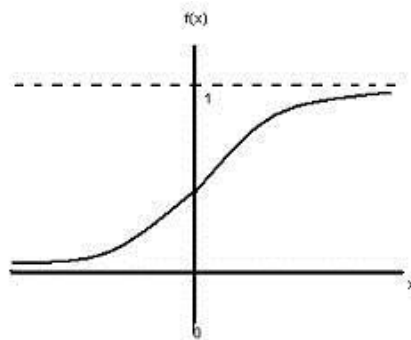
$$y = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq a \\ -1 & \text{jika } x < a \end{cases} \quad (3.3)$$



**Gambar 3. 4.** Fungsi Aktivasi Bipolar (*Threshold*)

## 2. Fungsi Sigmoid

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (3.4)$$



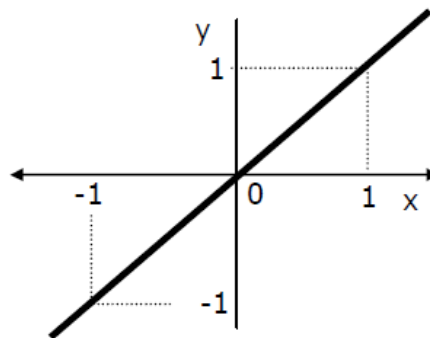
**Gambar 3. 5.** Fungsi Aktivasi *Sigmoid* Biner

Fungsi *sigmoid* sering digunakan karena nilai fungsinya terletak antara 0 dan 1 serta dapat diturunkan dengan mudah.

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (3.5)$$

## 3. Fungsi Identitas

$$y = x \quad (3.6)$$



**Gambar 3. 6.** Fungsi Aktivasi Linear (Identitas)

Fungsi identitas sering digunakan apabila menginginkan keluaran jaringan sembarang bilangan riil ( tidak hanya range  $[0,1]$  atau  $[-1,1]$ ).

### 3.4.2. *Learning Rate* ( $\alpha$ )

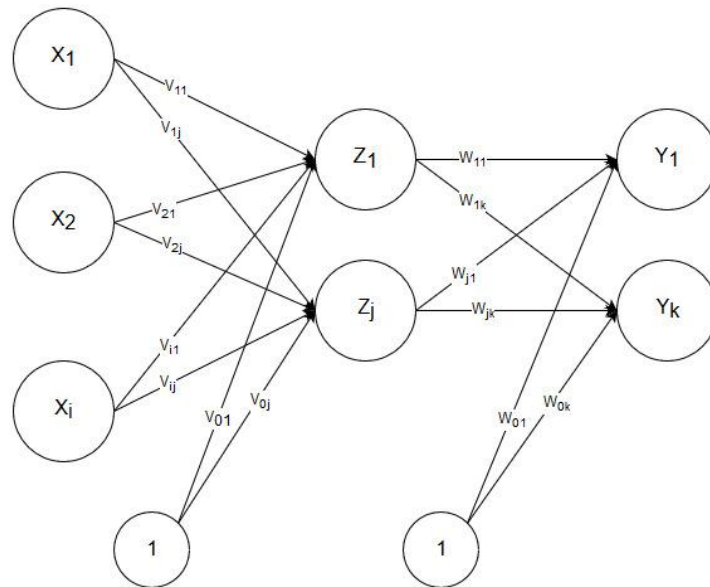
Salah satu parameter pelatihan yang digunakan untuk menghitung nilai koreksi bobot pada waktu proses pelatihan disebut *learning rate*. Nilai *learning rate* antara 0 sampai 1, semakin besar nilai *learning rate* yang digunakan maka semakin cepat pula waktu proses pelatihan. Akan tetapi, jika nilai *learning rate* terlalu besar maka ketelitian jaringan akan semakin rendah. Begitu pula sebaliknya dan jika nilai *learning rate* kecil maka waktu proses pelatihan lama (Guntoro, 2015).

### 3.4.3. *Backpropagation*

*Backpropagation* adalah salah satu pelatihan jaringan saraf tiruan yang menggunakan model model pembelajaran terawasi atau *supervised learning*, dimana *output* yang diharap sudah diketahui sebelumnya. Menurut Haykin (dalam Auliya, 2016) menyatakan bahwa *backpropagation* sendiri menggunakan memori yang lebih sedikit dibanding algoritma yang lainnya, serta dapat memberikan hasil dengan tingkat kesalahan yang masih dapat diterima dengan kecepatan pemrosesan yang cukup cepat. Pada metode ini, jaringan tidak memiliki koneksi khusus untuk melakukan perhitungan mundur dari satu *layer* ke *layer* sebelumnya, namun *error* pada *output layer* akan dipropagasikan ke belakang menuju *input layer*. Arsitektur pada *backpropagation* terdiri dari  $n$  *input layer* (ditambah bias), satu *hidden layer* dengan  $p$  buah unit/*node* (ditambah bias) dan  $m$  buah unit pada *output layer*. Sementara algoritma dalam *backpropagation* menggunakan *error output* dalam mengubah nilai bobot (*backward*) dan untuk mendapatkan nilai *error*, maka langkah pertama yang dikerjakan adalah *forward propagation*.

Tiga tahapan dalam proses pelatihan *backpropagation* yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*.  $V_{ij}$  merupakan bobot dari *input*  $X_i$  ke unit *hidden layer*  $Z_j$ .  $V_{0j}$  merupakan bobot yang menghubungkan bias dari *input* ke *hidden layer*  $Z_j$ . Sementara bobot dari unit *hidden layer*  $Z_j$  ke unit *output*  $Y_k$

dilambangkan dengan  $W_{jk}$  ( $W_{0k}$  adalah bobot yang menghubungkan bias dari *hidden layer*  $Z_j$  ke *output layer*  $Y_k$ ).



**Gambar 3. 7.** Arsitektur *Backpropagation* (Guntoro,2015)

#### 3.4.4. Algoritma Pelatihan *Backpropagation*

Menurut Fauzet (dalam Guntoro, 2015) ada beberapa tahapan dalam proses pelatihan *Backpropagation* yaitu:

- Langkah 0 : Inisialisasi bobot dengan bilangan acak kecil
- Langkah 1 : Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, kerjakan langkah 2-9.
- Langkah 2 : Pada setiap pasangan data pelatihan, lakukan langkah 3-8.

##### **Fase 1 Feedforward**

- Langkah 3 : Tiap unit *input* ( $X_i, i = 1,2,3, \dots, n$ ) menerima sinyal  $x_i$  dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan yang ada di atasnya (lapisan tersembunyi/ *hidden layer*).
- Langkah 4 : Masing-masing unit *hidden layer* dikalikan dengan faktor penim-bang dan dijumlahkan serta ditambah dengan biasnya. Seperti persamaan berikut:

$$Z_{in_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij} \quad (3.7)$$

Keterangan:

$Z\_in_j$  = Keluaran untuk unit  $Z_j$

$V_{0j}$  = Nilai penimbang sambungan pada bias untuk unit  $Z_j$

$X_i$  = Nilai aktivasi dari unit  $X_i$

$V_{ij}$  = Nilai penimbang sambungan dari unit  $X_i$  ke unit  $Z_j$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output*, seperti pada persamaan (3.8):

$$Z_j = f(Z\_in_j) \quad (3.8)$$

Keterangan:

$Z_j$  = Nilai aktivasi dari unit  $Z_j$

$Z\_in_j$  = Keluaran untuk unit  $Z_j$

bila yang digunakan adalah fungsi *sigmoid* maka bentuk fungsi tersebut sebagai berikut:

$$Z_j = \frac{1}{1 + \exp(-Z\_in_j)} \quad (3.9)$$

Keterangan:

$Z_j$  = Nilai aktivasi dari unit  $Z_j$

$Z\_in_j$  = Keluaran untuk unit  $Z_j$

kemudian mengirim sinyal tersebut ke semua unit pada *output layer*.

- Langkah 5 : Tiap-tiap unit di *output layer* ( $Y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) menjumlahkan sinyal-sinyal masuk yang berbobot menggunakan persamaan (3.10).

$$Y\_in_k = W_{0k} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{kj} \quad (3.10)$$

Keterangan:

- $Y\_in_k$  = Total sinyal masuk pada keluaran unit ke- $k$   
 $W_{0k}$  = Nilai penimbang sambungan pada bias untuk unit  $Y_k$   
 $Z_j$  = Unit ke- $j$  pada lapisan tersembunyi  
 $W_{kj}$  = Nilai penimbang sambungan dari  $Y_k$  ke unit  $Z_j$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output*, seperti pada persamaan berikut:

$$Y_k = f(Y\_in_k) \quad (3.11)$$

Keterangan:

- $Y_k$  = Keluaran pada unit ke- $k$   
 $Y\_in_k$  = Total sinyal masuk pada keluaran unit ke- $k$

### **Fase 2 Backpropagation**

- Langkah 6 : Tiap unit di *output layer* ( $Y_k, k = 1,2,3, \dots, m$ ) menerima pola target berkaitan dengan pola pelatihan masuknya. Hitung galat informasi menggunakan persamaan berikut ini:

$$\delta_k = (t_k - Y_k) f'(Y\_in_k) = (t_k - Y_k) Y_k (1 - Y_k) \quad (3.12)$$

Keterangan:

- $\delta_k$  = Faktor pengaturan nilai penimbang sambungan pada lapisan keluaran.  
 $t_k$  = Target yang harus dicapai.  
 $Y_k$  = Keluaran pada unit ke- $k$

kemudian hitung koreksi bobot ( digunakan untuk memperbaiki  $W_{jk}$  ) persamaan yang digunakan sebagai berikut (lihat persamaan 3.13) :

$$\Delta W_{kj} = \alpha \delta_k Z_j \quad (3.13)$$

Keterangan:

$\Delta W_{kj}$  = Selisih antara  $W_{kj}(t)$  dengan  $W_{kj}(t + 1)$

$\alpha$  = Konstanta laju pelatihan (*learning rate*)

$\delta_k$  = Faktor pengaturan nilai penimbang sambungan pada lapisan keluaran.

$Z_j$  = Unit ke- $j$  pada lapisan tersembunyi

hitung juga nilai koreksi bias ( digunakan untuk memperbaiki  $W_{0k}$  ) dengan menggunakan persamaan berikut ini:

$$\Delta W_{0k} = \alpha \delta_k \quad (3.14)$$

Keterangan:

$\Delta W_{0k}$  = Selisih antara  $W_{0k}(t)$  dengan  $W_{0k}(t + 1)$

$\alpha$  = Konstanta laju pelatihan (*learning rate*)

$\delta_k$  = Faktor pengaturan nilai penimbang sambungan pada lapisan keluaran.

- Langkah 7 : Tiap unit di *hidden layer* ( $Z_j$  = menjumlahkan *delta* masukannya (dari unit-unit pada lapisan di atasnya)) dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (3.15)$$

Keterangan:

$\delta_{in_j}$  = Jumlah kesalahan dari unit tersembunyi

$\delta_k$  = Faktor pengaturan nilai penimbang sambungan pada lapisan keluaran.



$W_{jk}$  = Nilai penimbang sambungan dari  $Z_j$  ke unit  $Y_k$

kalikan nilai ini dengan turunan fungsi aktivasinya untuk menghitung informasi *error* dengan persamaan pada halaman berikutnya.

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(Z_{in_j}) = \delta_{in_j} Z_j(1 - Z_j) \quad (3.16)$$

Keterangan:

$\delta_j$  = Faktor pengaturan nilai penimbang sambungan pada lapisan keluaran.

$\delta_{in_j}$  = Jumlah kesalahan dari unit tersembunyi

$Z_j$  = Unit ke- $j$  pada lapisan tersembunyi

kemudian hitung koreksi bobot ( digunakan untuk memperbaiki  $V_{ij}$  ) menggunakan persamaan berikut ini:

$$\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j X_i \quad (3.17)$$

Keterangan:

$\Delta V_{ij}$  = Selisih antara  $V_{ij}(t)$  dengan  $V_{ij}(t + 1)$

$\alpha$  = Konstanta laju pelatihan (*learning rate*)

$\delta_j$  = Faktor pengaturan nilai penimbang sambungan pada lapisan tersembunyi.

$X_i$  = Nilai aktivasi dari unit  $X_i$

hitung juga koreksi bias (digunakan untuk memperbaiki  $V_{0j}$ ) menggunakan persamaan (3.18):

$$\Delta V_{0j} = \alpha \delta_j \quad (3.18)$$

Keterangan:

$\Delta V_{0j}$  = Selisih antara  $V_{0j}(t)$  dengan  $V_{0j}(t + 1)$

$\alpha$  = Konstanta laju pelatihan (*learning rate*)

$\delta_j$  = Faktor pengaturan nilai penimbang sambungan pada lapisan tersembunyi.

### Fase 3 Perubahan Bobot dan Bias

- Langkah 8 : Tiap unit di *output layer* ( $Y_k, k = 1,2,3, \dots, m$ ) melakukan bias dan bobotnya ( $j = 0,1,2,3, \dots, p$ ) dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk} \quad (3.19)$$

Keterangan:

$W_{jk}$  = Nilai penimbang sambungan dari  $Z_j$  ke unit  $Y_k$

$\Delta W_{jk}$  = Selisih antara  $W_{jk}(t)$  dengan  $W_{jk}(t + 1)$

setiap unit di *hidden layer* ( $Z_j, j = 1,2,3, \dots, p$ ) melakukan perubahan bobot dan bias yang berasal dari tiap unit di *input layer* ( $X_i, i = 1,2,3, \dots, n$ ) menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (3.20)$$

Keterangan:

$V_{ij}$  = Nilai penimbang sambungan dari  $X_i$  ke unit  $Z_j$

$\Delta V_{ij}$  = Selisih antara  $V_{ij}(t)$  dengan  $V_{ij}(t + 1)$

Guna mendapatkan karakteristik *backpropagation* yang terbaik sehingga *backpropagation* tersebut mampu mempelajari pola yang diberikan dengan benar maka pelatihan pola dilakukan secara berulang-ulang menggunakan data pelatihan dan parameter yang telah ditentukan.

## BAB IV METODOLOGI PENELITIAN

### 4.1. Objek Penelitian

Objek penelitian ini adalah lagu yang bergenre musik pop dan klasik dilayanan *streaming* musik di Spotify.

### 4.2. Populasi dan Sampel

#### 1. Populasi

Populasi dalam penelitian ini adalah seluruh lagu yang bergenre musik pop dan klasik dilayanan musik *streaming* Spotify.

#### 2. Sampel

Sampel dalam penelitian ini adalah 700 lagu yang bergenre musik pop dan klasik dilayanan *streaming* musik Spotify. Jumlah sampel tersebut dirasa cukup oleh peneliti karena pada penelitian oleh Gunawan, dkk (2009) juga menggunakan sampel 500 sudah diperoleh hasil yang cukup baik, selain itu juga untuk mempersingkat waktu pemrosesan dalam program R karena spesifikasi perangkat peneliti kurang memadai untuk data yang lebih besar.

**Tabel 4. 1.** Pembagian Data Penelitian

	<b>Musik Pop</b>	<b>Musik Klasik</b>	<b>Jumlah</b>
<b>Data Training (70%)</b>	243	258	501
<b>Data Testing (30%)</b>	107	92	199
<b>Jumlah</b>	350	350	700

### 4.3. Sumber data

Dalam penelitian ini data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari *website* <https://www.spotify.com> dengan akses API Spotify pengambilan data menggunakan Python.

### 4.4. Variabel dan Definisi Operasional Variabel

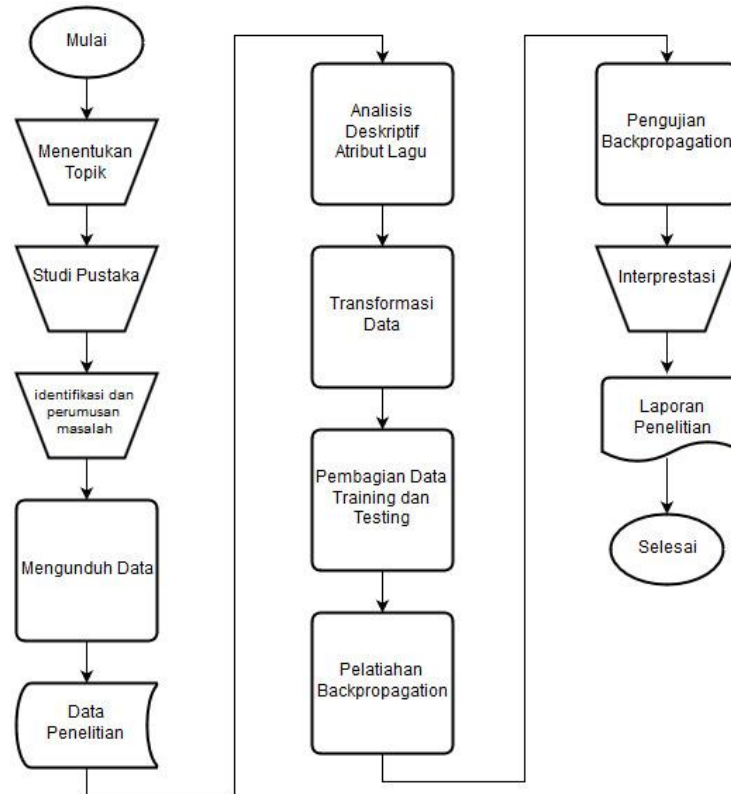
Secara keseluruhan jumlah variabel atribut lagu dalam API Spotify ada 18 variabel. Akan tetapi variabel yang digunakan hanya 8 variabel saja, hal ini dikarenakan ada beberapa variabel berdasarkan deskripsinya bukan bagian dari

*audio feature* serta berdasarkan pengujian secara *trial and error* 8 variabel yang digunakan ini yang paling cocok digunakan untuk penelitian ini. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini ditampilkan dalam Tabel 4.1 tentang penjelasan dan definisi operasional penelitian:

**Tabel 4. 2.** Variabel Penelitian

No	Variabel	Definisi Operasional Variabel	Ukuran
1	<i>Playlist</i>	Daftar putar lagu 0 untuk genre musik Pop dan 1 untuk genre musik Klasik	-
2	<i>Acousticness</i>	Suatu ukuran yang menunjukkan apakah trek tersebut akustik atau tidak	0.0 – 1.0
3	<i>Danceability</i>	Kecocokan dalam sebuah trek musik untuk menari.	0.0 – 1.0
4	<i>Energy</i>	Merepresentasikan suatu tingkat dari kemampuan suatu musik untuk meningkatkan emosi dari pendengarnya	0.0 – 1.0
5	<i>Loudness</i>	Kenyaringan suatu lagu dalam <i>desibel (dB)</i> .	-60 - 0 dB
6	<i>Speechiness</i>	Mendeteksi kehadiran kata-kata yang diucapkan dalam sebuah lagu.	> 0,66 = Trek Kata-kata 0,66 – 0,33 = Musik & Kata-kata < 0,33 = Trek <i>Non-Speech</i>
7	<i>Tempo</i>	Estimasi keseluruhan tempo trek dalam detak per menit (BPM).	<i>Beats Per Minute (BPM)</i>
8	<i>Valence</i>	Memberikan indikasi jenis emosi (seperti bahagia atau sedih)	0.0 – 1.0

#### 4.5. Tahapan Penelitian



**Gambar 4. 1.** *Flowchart Tahapan Penelitian*

Dalam penelitian ini terdapat beberapa tahapan dalam menyelesaikan keseluruhan penelitian. Berikut tahapan-tahapannya:

1. Observasi Pendahuluan

Tujuan observasi pendahuluan ini adalah mempelajari tentang layanan *streaming* Spotify dalam memberikan pelayanan terhadap penggunanya. Dalam layanan tersebut lagu sudah dimasukkan berdasarkan genre musik dan dibuat menjadi beberapa *playlist*. Berdasarkan observasi ini penulis juga berusaha mengetahui ciri-ciri lagu berdasarkan genre musiknya dengan melihat dari atribut lagu yang dimiliki oleh sebuah lagu. Dari data yang ada pada atribut lagu maka dilakukan penelitian untuk pengklasifikasian lagu berdasarkan genre musiknya.

## 2. Penetapan Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah:

- a) Mengetahui penerapan *Artificial Neural Network (ANN)* metode *backpropagation* dalam mengklasifikasikan lagu dengan genre musik pop dan klasik.
- b) Mengetahui tingkat akurasi klasifikasi lagu berdasarkan genre musik pop dan klasik menggunakan *Artificial Neural Network (ANN)* metode *backpropagation*.

## 3. Studi Pustaka

Studi pustaka dijadikan sebagai acuan untuk menyelesaikan permasalahan yang ada dan digunakan sebagai landasan teori untuk memperkuat pemecah masalah tersebut.

## 4. Analisis Deskriptif

Mendeskriftkan lagu berdasarkan variabel atau atribut lagu dari genre musik yang digunakan.

## 5. Transformasi Data

Transformasi data dilakukan guna mendapatkan *range* data yang sama dari 2 variabel data yang memiliki *range* berbeda jauh dari variabel yang lainnya.

## 6. Pembagian Data *Training* dan Data *Testing*

Pembagian disini adalah untuk memisahkan data lagu sebanyak 700 menjadi 2 bagian yaitu data *training* sebanyak 70% dan data *testing* sebanyak 30%.

## 7. Pengolahan Data dengan *Artificial Neural Network (ANN)*

Dalam pengolahan data yaitu mengklasifikasikan genre musik pop dan klasik menggunakan metode *backpropagation* dilakukan 2 tahap yaitu melakukan pelatihan arsitektur JST kemudian menguji dengan data *testing*.

## 8. Kesimpulan dan Saran

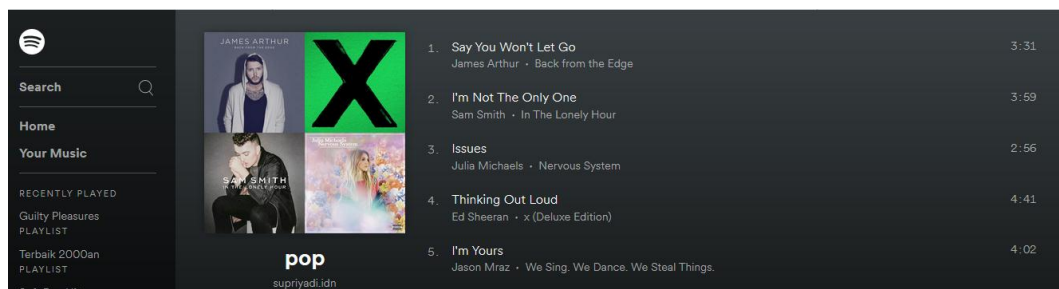
Setelah dilakukan pelatihan dan pengujian maka ditarik kesimpulan dari hasil penelitian.

## BAB V

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 5.1. Gambaran Data Genre Musik Pop dan Klasik

Dalam penelitian ini data yang digunakan diambil dari web *Application Programming Interface (API)* Spotify. Pengunduhan data menggunakan akses API Spotify melalui Python 3. Berikut ini adalah genre musik dan data lagu yang di gunakan:



Sumber: Spotify

Gambar 5. 1. *Playlist* Genre Musik Pop



Sumber: Spotify

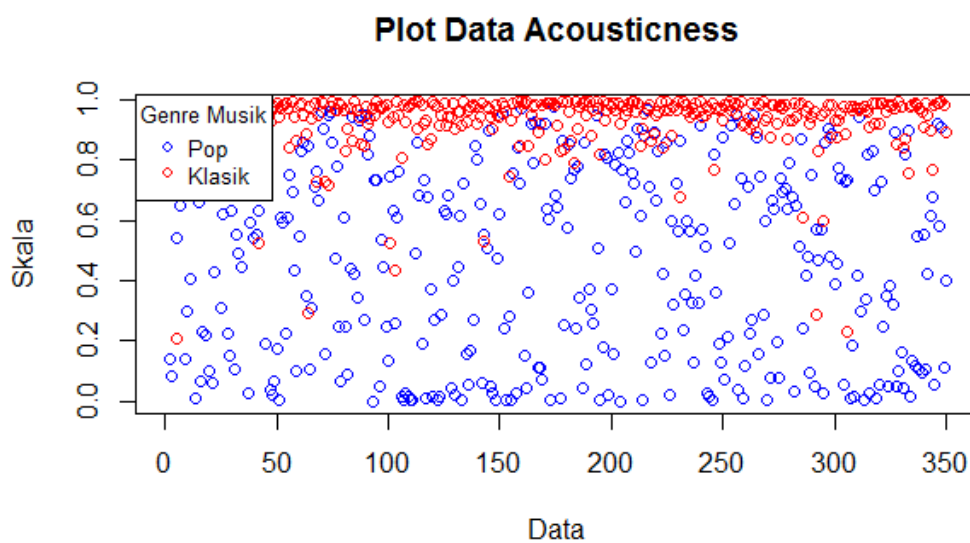
Gambar 5. 2. *Playlist* Genre Musik Klasik

dua playlist tersebut dibuat dengan mengambil lagu yang berada pada genre musik pop dan klasik yang telah disediakan oleh Spotify. Masing-masing playlist berisi 350 lagu, sehingga total lagu yang digunakan pada penelitian ini adalah 700 lagu. Berikut data lagu yang telah diunduh melalui web API Spotify (Lihat Tabel 5.1):

**Tabel 5. 1.** Data Lagu Genre Musik Pop dan Klasik

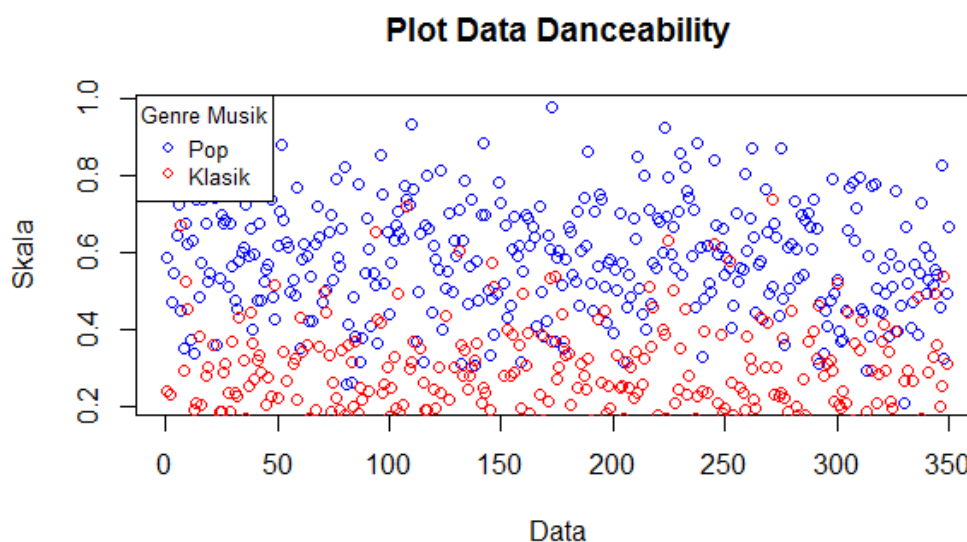
No	<i>playlist</i>	<i>acou</i>	<i>dance</i>	<i>energy</i>	<i>loud</i>	<i>speech</i>	<i>tempo</i>	<i>val</i>
1	0	0.694	0.585	0.303	-10.058	0.0398	136.703	0.142
2	0	0.142	0.773	0.525	-11.398	0.0385	119.024	0.616
3	0	0.0824	0.472	0.373	-9.54	0.028	149.804	0.337
4	0	0.697	0.547	0.39	-5.946	0.0271	128.728	0.477
5	0	0.544	0.643	0.569	-7.459	0.0276	120.507	0.275
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
687	1	0.989	0.25	0.0799	-28.647	0.0396	67.911	0.557
688	1	0.996	0.537	0.0128	-23.266	0.0575	132.804	0.0841
699	1	0.986	0.309	0.2	-24.941	0.0397	125.707	0.757
700	1	0.891	0.144	0.0868	-23.338	0.0387	94.463	0.0737

Berdasarkan data genre musik pop dan klasik tersebut, kemudian dibuat plot untuk melihat sebaran data lagu berdasarkan variabel pada genre musik yang digunakan. Berikut adalah plot sebaran data dari variabel yang digunakan:

**Gambar 5. 3.** Plot Sebaran Data *Acousticness*



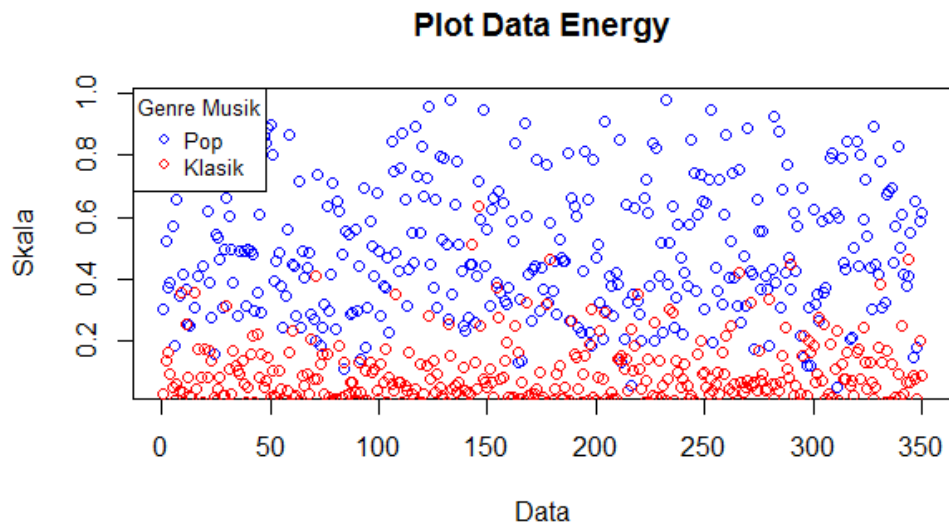
Dilihat dari Gambar 5.3 pada halaman sebelumnya, terlihat bahwa sebaran data dari variabel *acousticness* cukup berbeda antara genre musik pop dan klasik. Pada musik pop sebaran datanya lebih menyebar secara merata antara 0.0 – 1.0 yang artinya dalam genre musik pop memiliki trek akustik yang bervariasi tidak hanya pada akustik saja. Sementara itu, pada genre musik klasik data lebih banyak menyebar diantara 0.8 – 1.0 itu menunjukkan bahwa musik klasik lebih banyak treknya akustik atau instrumen alat musik sehingga musik yang dihasilkan lebih simpel dan menenangkan.



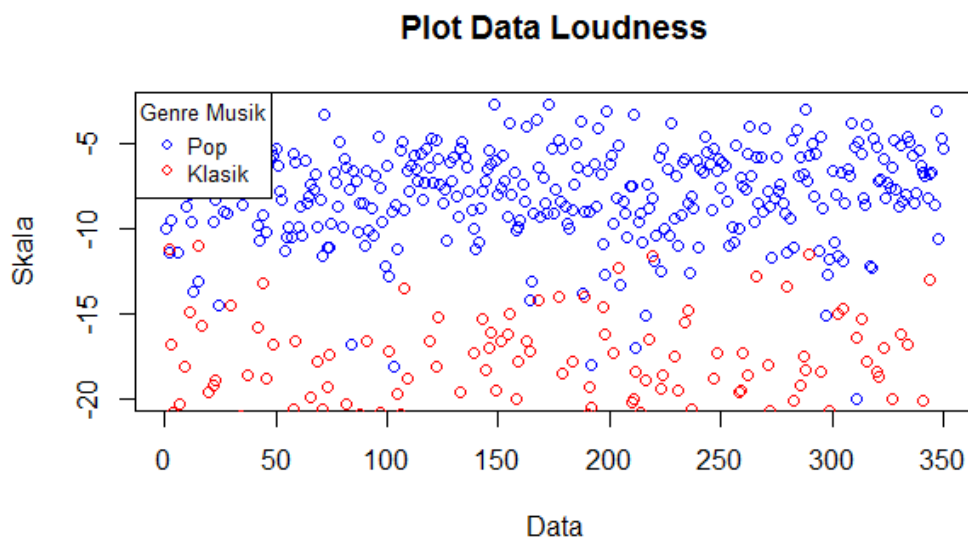
**Gambar 5. 4.** Plot Sebaran Data *Danceability*

Berdasarkan Gambar 5.4 diatas, dapat dilihat bahwa sebaran data dari variabel *danceability* pada genre musik pop dan klasik memiliki perbedaan. Pada musik pop sebaran data lebih banyak ada diantara 0.4 – 0.9 sementara pada musik klasik sebaran datanya lebih banyak di 0.0 – 0.4. Hal ini menunjukkan bahwa musik pop lebih cocok untuk menari dari pada musik klasik.

Sementara jika dilihat dari energi dari genre musik pop dan klasik, musik pop memiliki energi yang menyebar antara 0.2 – 1.0 sementara musik klasik datanya lebih menyebar antara 0.0 – 0.4 yang berarti musik pop lebih energik dari pada musik klasik. Lihat plot pada Gambar 5.5 pada halaman berikutnya.

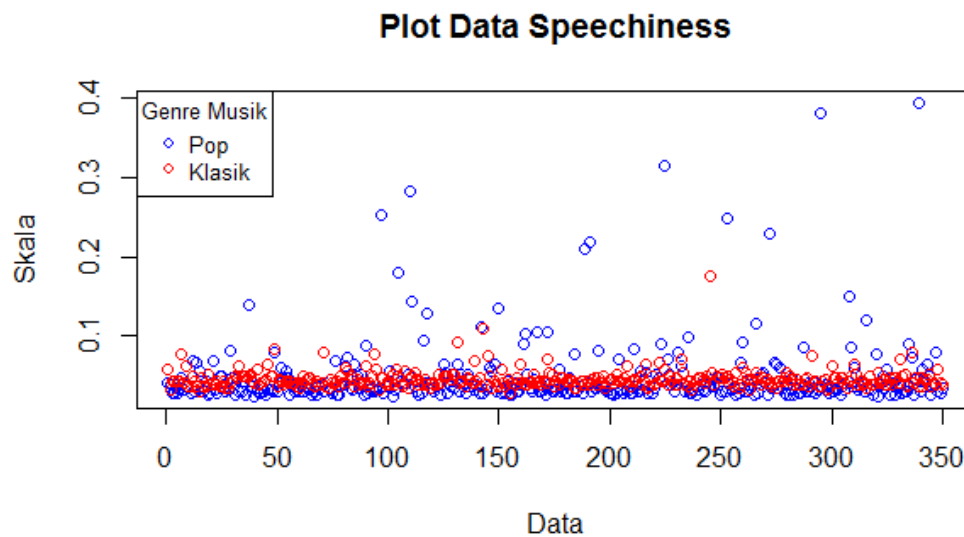


**Gambar 5. 5.** Plot Sebaran Data Energi



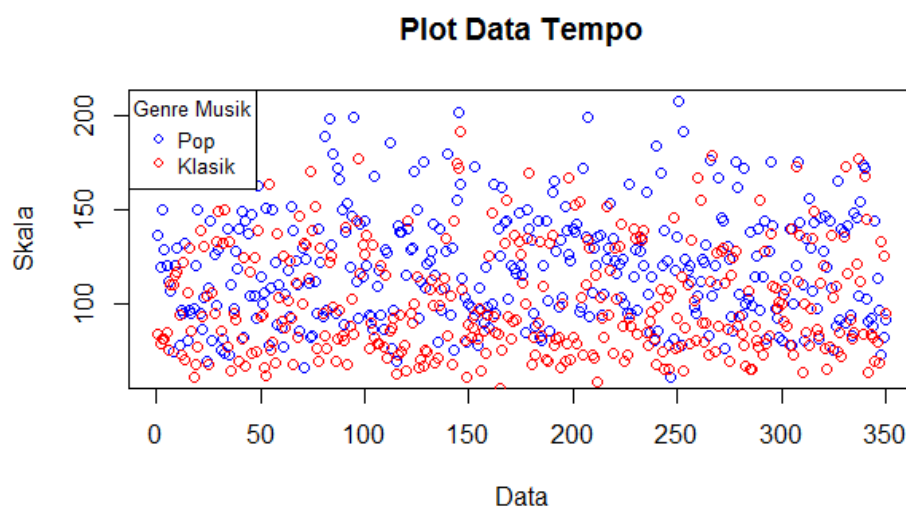
**Gambar 5. 6.** Plot Sebaran Data *Loudness*

Gambar 5.6 menunjukkan bahwa terdapat perbedaan kenyaringan pada lagu atau *loudness*. Pada genre musik pop sebaran datanya memiliki nilai yang lebih besar ketimbang musik klasik, musik pop lebih banyak menyebar pada -10 sampai 0 sementara musik klasik berada di bawah -10 hingga -60. Hal ini menunjukkan musik klasik lagunya lebih lembut dan menenangkan.



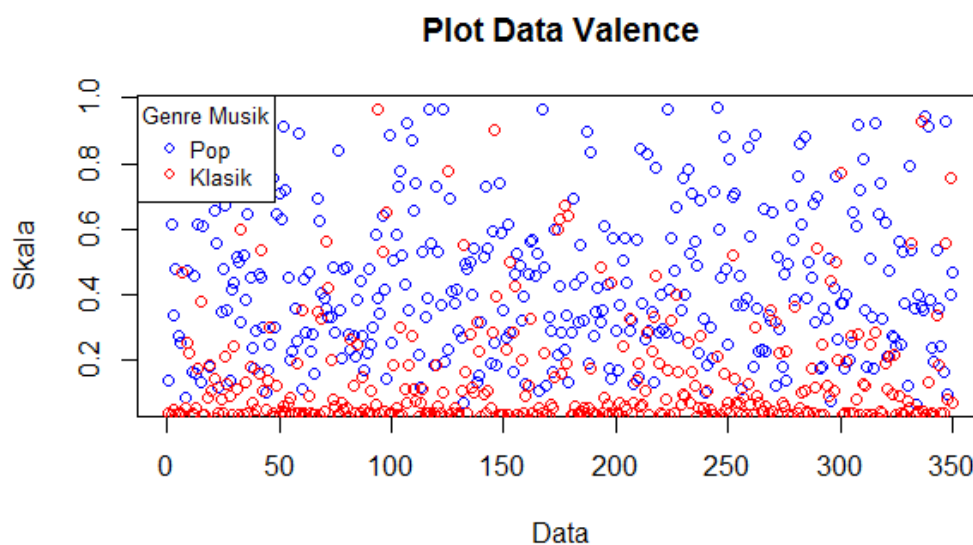
**Gambar 5. 7.** Plot Sebaran Data *Speechiness*

Berdasarkan Gambar 5.7 di atas menunjukkan bahwa antara musik pop dan klasik keduanya memiliki sebaran data yang hampir sama yaitu rata-rata dibawah 0.33 walaupun ada beberapa data dari musik pop yang memiliki nilai *speechiness* yang lebih dari 0.33. berdasarkan pengertian dari *speechiness* nilai antara 0.33 – 0.66 itu menunjukkan bahwa trek musik tersebut terdiri dari musik dan ucapan seperti musik lagu rap. Sementara nilai semakin dibawah 0.33 trek musik semakin minim ucapan atau kata-kata pada lagu tersebut.



**Gambar 5. 8.** Plot Sebaran data Tempo

Dilihat dari Gambar 5.8, sebaran data tempo pada genre musik pop dan klasik secara umum hampir sama walaupun musik pop memiliki tempo sedikit lebih tinggi dari pada musik klasik. Tempo sendiri merupakan cepat atau lambatnya ketukan dalam sebuah musik dalam satu menit. Dalam hal ini musik pop dan klasik memiliki tempo hampir sama.

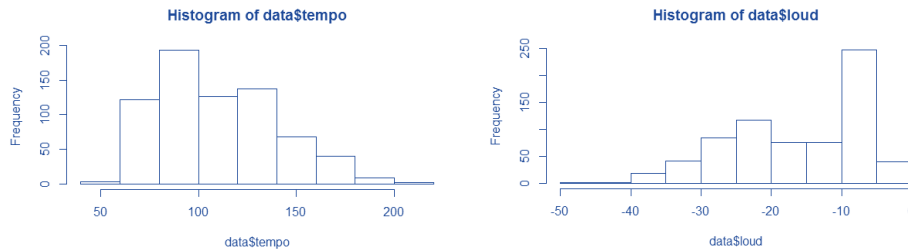


**Gambar 5. 9.** Plot Sebaran Data *Valence*

Sebaran data *valence* pada genre musik pop dan klasik pada Gambar 5.9 menunjukkan bahwa musik pop lebih menyebar dari 0.0 – 1.0 dari pada musik klasik yang lebih banyak dibawah 0.5. Hal ini menunjukkan bahwa musik pop memiliki emosi yang bervariasi ketimbang musik klasik yang cenderung ke emosi negatif.

## 5.2. Transformasi Data

Transformasi data dilakukan karena terdapat dua variabel pada data penelitian yang memiliki range yang jauh berbeda dengan variabel lainnya. Variabel yang akan di normalisaikan adalah variabel *loudness* dan tempo. Berikut gambar data pada kedua variabel tersebut (lihat Gambar 5.10 pada halaman berikutnya):



**Gambar 5. 10.** Histogram Variabel *Loudness* dan Tempo Sebelum Ditransformasi

berdasarkan histogram Gambar 5.3 tersebut terlihat bahwa *range* data pada variabel *Loudness* berada antara 50 hingga 200, variabel Tempo datanya tersebar antara -50 hingga 0. Oleh sebab itu perlu dilakukan tranformasi supaya *range* datanya tidak jauh berbeda dengan variabel yang lain sehingga diharapkan dapat memperoleh hasil penelitian yang lebih baik. Transformasi yang digunakan adalah *min-max normalization* hal ini dikarenakan supaya data hasil tranformasi linier dengan data asli dan *range* yang digunakan adalah 0-1. Rumus *min-max normalization* dapat dilihat pada halaman berikutnya.

Rumus *min-max normalization*:

$$V' = \frac{V - Min_A}{Max_A - Min_A} (New\_max_A - New\_min_A) + New\_min_A$$

Keterangan:

$V'$  = Nilai yang dicari

$V$  = Nilai pada variabel A

$Min_A$  = Nilai minimalvariabel A

$Max_A$  = Nilai maksimalvariabel A

$New\_min_A$  = Rentang nilai minimal pada variabel A

$New\_max_A$  = Rentang nilai maksimal pada variabel A

maka penyelesaiannya adalah sebagai berikut:

**Tabel 5. 2.** Data Variabel *Loudness* dan Tempo Sebelum Ditransformasi

No	<i>loud</i>	<i>tempo</i>
1	-10.058	136.703
2	-11.398	119.024
.	.	.
.	.	.
.	.	.
700	-23.338	94.463

Berikut ini adalah contoh penyelesaian normalisasi pada data pertama untuk variabel *loudness*,

Diketahui:

$$V_1 = -10.058$$

$$Min_{loud} = -48.755$$

$$Max_{loud} = -2.757$$

$$New\_min_{loud} = 0$$

$$New\_max_{loud} = 1$$

$$V'_1 = \frac{-10.058 - (-48.755)}{-2.757 - (-48.755)} (1 - 0) + 0$$

$$V'_1 = 0.8412757$$

maka hasil transformasi untuk data pertama pada variabel *loudness* adalah 0.841276. Cara manual tersebut berlaku juga untuk mentransformasi pada data selanjutnya dan pada data variabel tempo juga. Transformasi data dilakukan pada seluruh data pada variabel *loudness* dan tempo, *syntax* yang digunakan untuk mempermudah adalah sebagai berikut:

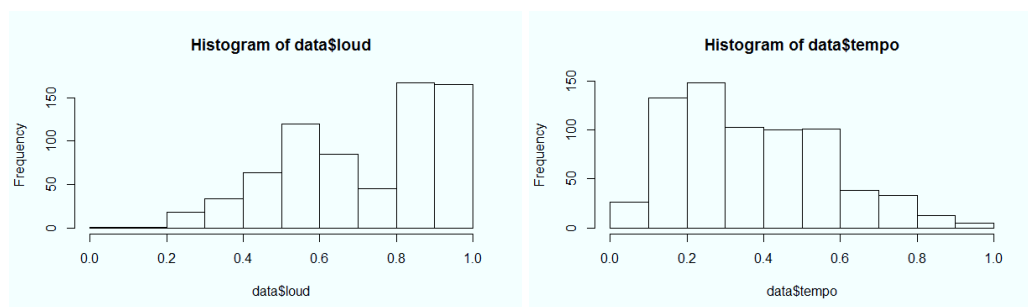
```
#min-max normalization
data$loud=(data$loud-min(data$loud))/(max(data$loud)-
min(data$loud))
data$tempo=(data$tempo-min(data$tempo))/(max(data$tempo)-
min(data$tempo))
```

hasil dari proses transformasi tersebut adalah sebagai berikut:

**Tabel 5. 3.** Data Variabel *Loudness* dan Tempo Setelah Ditransformasi

No	<i>loud</i>	<i>tempo</i>
1	0.8412757	0.54482424
2	0.8121440	0.43185144
•	•	•
•	•	•
•	•	•
700	0.5525675	0.27490111

jika dilihat melalui histogram maka *range* datanya seperti gambar berikut ini:



**Gambar 5. 11.** Histogram Variabel *Loudness* dan Tempo Setelah Ditransformasi

### 5.3. Pembagian Data *Training* dan Data *Testing*

Pembagian Data *Training* dan Data *Testing* pada penelitian ini dilakukan secara acak dengan menggunakan probabilitas 0,7 untuk data latih (*training*) dan 0,3 untuk data uji (*testing*). Dari hasil pembagian secara *random* tersebut diperoleh data *training* sebanyak 501 lagu dan data *testing* sebanyak 199 lagu. Hasil dari pembagian data secara *random* dapat dilihat pada tabel berikut ini (lihat Tabel 5.4 pada halaman berikutnya):

**Tabel 5. 4.** Data *Training*

No	<i>playlist</i>	<i>acou</i>	<i>dance</i>	<i>energy</i>	<i>loud</i>	<i>speech</i>	<i>tempo</i>	<i>val</i>
2	0	0.142	0.773	0.525	0.812144	0.0385	0.431851	0.616
3	0	0.0824	0.472	0.373	0.852537	0.028	0.628543	0.337
4	0	0.697	0.547	0.39	0.930671	0.0271	0.493862	0.477
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
699	1	0.986	0.309	0.2	0.517718	0.0397	0.474557	0.757
700	1	0.891	0.144	0.0868	0.552568	0.0387	0.274901	0.0737

**Tabel 5. 5.** Data *Testing*

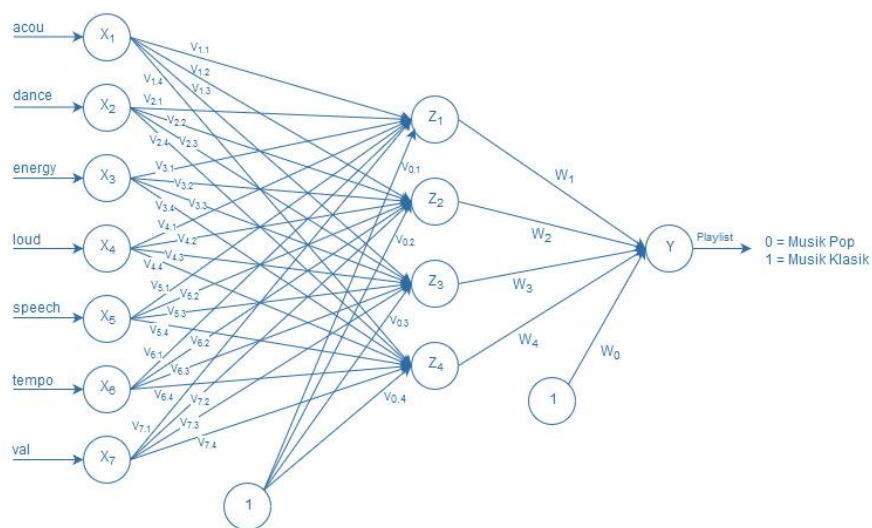
No	<i>playlist</i>	<i>acou</i>	<i>dance</i>	<i>energy</i>	<i>loud</i>	<i>speech</i>	<i>tempo</i>	<i>val</i>
1	0	0.694	0.585	0.303	0.841276	0.0398	0.544824	0.142
5	0	0.544	0.643	0.569	0.897778	0.0276	0.441328	0.275
6	0	0.938	0.724	0.184	0.811753	0.0317	0.387248	0.252
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
681	1	0.842	0.147	0.382	0.708487	0.071	0.779461	0.0577
685	1	0.985	0.155	0.0056	0.369755	0.0392	0.212986	0.0473

#### 5.4. Membuat Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Sebelum melakukan pelatihan model menggunakan data *training*, terlebih dahulu membuat arsitektur jaringan saraf tiruan berdasarkan data yang dimasukkan. Dari data yang digunakan dilakukan percobaan beberapa kali hingga menemukan arsitektur jaringan yang sesuai dan yang paling baik. Dalam proses ini diperoleh arsitektur jaringan saraf tiruan yang terbaik menggunakan 1 *hidden layer* (lapisan tersembunyi), dimana jumlah *neuron input layer* sebanyak 7 fitur yaitu  $X_1, X_2, \dots$  dan  $X_7$ . Kemudian jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 4 yaitu  $Z_1, Z_2, Z_3$  dan  $Z_4$



serta 1 *neuron* pada *output layer* yaitu Y. Bobot yang menghubungkan lapisan input dengan lapisan tersebut neuron pertama yaitu  $V_{1,1}$ ,  $V_{21}$ , ..., dan  $V_{71}$  ( $V_{ij}$  : bobot *neuron input* ke-i terhadap *neuron hidden* ke-j). Sementara  $V_{01}$ ,  $V_{02}$ ,  $V_{03}$  dan  $V_{04}$  merupakan bobot bias dari lapisan *input* ke lapisan *hidden*. Bobot bias lapisan *hidden* menuju lapisan *output* yaitu  $W_0$ . Berikut ini adalah gambar arsitektur jaringan saraf tiruan yang digunakan untuk mengklasifikasikan genre musik Pop dan Klasik.



**Gambar 5. 12.** Arsitektur JST untuk Mengklasifikasikan Genre Musik

### 5.5. Pelatihan Model *Backpropagation*

Setelah model arsitektur jaringan saraf tiruan untuk mengklasifikasikan genre musik telah dibuat, maka tahap selanjutnya ialah melakukan pelatihan terhadap model tersebut. Pelatihan model dilakukan menggunakan program R dengan *package Neuralnet*. Berikut ini adalah bobot awal *input layer* ke *hidden layer* yang diperoleh dari program R.

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]
[1,]	-1.2598650	-0.07650452	-0.9056994	-0.6323188
[2,]	-0.6634511	0.95729300	-1.5080292	0.2119055
[3,]	-0.4033209	0.84616541	0.1821088	2.0046141
[4,]	2.1302801	0.13127310	1.3678883	1.1104049
[5,]	0.8306656	1.80294862	-0.8048179	-0.7058564
[6,]	-1.1936323	-1.64323796	-1.7473097	-0.9304417
[7,]	1.4335877	-0.07978094	-0.7066581	1.3418113
[8,]	0.4006349	-0.13817575	1.6110801	1.3804419

**Gambar 5. 13.** Bobot Awal *Input layer* ke *Hidden Layer*

```

      [,1]
[1,] -1.87394017
[2,]  0.57001897
[3,] -0.07213227
[4,]  1.63375850
[5,] -0.40798176

```

**Gambar 5. 14.** Bobot Awal *Hidden layer* ke *Output*

Unit *input* pada penelitian ini yaitu *acousticness*, *danceabilty*, *energy*, *loudness*, *speechiness*, tempo dan *valence* ( $X_1, X_2, \dots, X_7$ ) serta *output* yaitu *playlist* ( $Y$ ). Berikut ini adalah data *input training*:

**Tabel 5. 6.** Data *Input* Pelatihan

<i>playlist</i>	<i>acou</i>	<i>dance</i>	<i>energy</i>	<i>loud</i>	<i>speech</i>	<i>tempo</i>	<i>val</i>
0	0.142	0.773	0.525	0.812144	0.0385	0.431851	0.616
0	0.0824	0.472	0.373	0.852537	0.028	0.628543	0.337
0	0.697	0.547	0.39	0.930671	0.0271	0.493862	0.477
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
1	0.986	0.309	0.2	0.517718	0.0397	0.474557	0.757
1	0.891	0.144	0.0868	0.552568	0.0387	0.274901	0.0737

Penyelesaian secara manual menggunakan data *training* pertama dapat dilihat pada penyelesaian berikut:

### **Fase I : Feedforward**

Operasi pada *hidden layer*, berikut adalah proses penghitungan keluaran *neuron hidden layer* ( $Z_j$ ) dengan menggunakan data *training* ke-1:

$$Z\_in_j = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij}$$

$$Z\_in_1 = -1.2598650 + 0.142(-0.6634511) + \dots + 0.616(0.4006349)$$

$$Z\_in_1 = 0.94710756$$

$$Z\_in_2 = 2.06385483$$

$$Z\_in_3 = -0.2945732$$

$$Z_{in_4} = 2.35103677$$

Fungsi aktivasi pada *hidden layer*,

$$Z_j = \frac{1}{1 + \exp(-z_{in_j})}$$

$$Z_1 = \frac{1}{1 + \exp(-0.94710756)}$$

$$Z_1 = 0.72053311$$

$$Z_3 = 0.42688464$$

$$Z_2 = 0.8873401$$

$$Z_4 = 0.9130166$$

Operasi pada *output layer* (Y):

$$Y_{in_k} = W_{0k} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{kj}$$

$$Y_{in_k} = -1.87394017 + 0.72053311(0.57001897) + \dots + 0.9130166(-0.40798176)$$

$$Y_{in_k} = -1.20118202$$

Fungsi aktivasi pada output layer,

$$Y_k = f(Y_{in_k}) = \frac{1}{1 + \exp^{-1.20118202}}$$

$$Y_k = 0.76873499$$

## Fase II: *Backpropagation*

Menghitung faktor  $\delta$  di unit keluaran Y, karena jaringan hanya memiliki satu *output* maka:

$$\delta = (t - Y) Y(1 - Y)$$

$$\delta = (0 - 0.76873499) 0.76873499(1 - 0.76873499)$$

$$\delta = -0.1366669$$

perubahan bobot dengan  $\alpha = 0.01$ ,

$$\Delta W_{kj} = \alpha \delta_k Z_j = \alpha \delta Z_j$$

$$\Delta W_{10} = 0.01(-0.1366669)(1) = -0.001366669$$

$$\Delta W_{11} = 0.01(-0.1366669)(0.72053311) = -0.0009847303$$

$$\Delta W_{12} = 0.01(-0.1366669)(0.8873401) = -0.0012127$$

$$\Delta W_{13} = 0.01(-0.1366669)(0.42688464) = -0.00058341$$

$$\Delta W_{14} = 0.01(-0.1366669)(0.9130166) = -0.001247791$$

menghitung penjumlahan kesalahan dari unit tersembunyi, karena jaringan hanya memiliki satu unit *output* maka:

$$\delta_{in_j} = \delta W_{1j}$$

$$\delta_{in_1} = -0.1366669(0.57001897) = -0.07790273$$

$$\delta_{in_2} = -0.1366669(-0.07213227) = 0.009858094$$

$$\delta_{in_3} = -0.1366669(1.63375850) = -0.2232807$$

$$\delta_{in_4} = -0.1366669(-0.40798176) = 0.0557576$$

Faktor kesalahan di unit tersembunyi:

$$\delta_j = \delta_{in_j} Z_j (1 - Z_j)$$

$$\delta_1 = -0.07790273(0.72053311)(1 - 0.72053311) = -0.01568689$$

$$\delta_2 = 0.009858094(0.8873401)(1 - 0.8873401) = 0.0009854904$$

$$\delta_3 = -0.2232807(0.42688464)(1 - 0.42688464) = -0.05462655$$

$$\delta_4 = 0.0557576(0.9130166)(1 - 0.9130166) = 0.004428117$$

Kemudian menghitung suku perubahan bobot ke unit tersembunyi  $\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j X_i$ , berikut penyelesaiannya:

$$\Delta V_{11} = 0.01(-0.01568689)(0.142) = -0.00002227538$$

$$\Delta V_{12} = 0.01(0.0009854904)(0.142) = 0.000001399396$$

$$\Delta V_{13} = 0.01(-0.05462655)(0.142) = -0.0000775697$$

$$\Delta V_{14} = 0.01(0.004428117)(0.142) = 0.000006287926$$

$$\Delta V_{21} = 0.01(-0.01568689)(0.773) = -0.0001212597$$

$$\Delta V_{22} = 0.01(0.0009854904)(0.773) = 0.000007617841$$

$$\Delta V_{23} = 0.01(-0.05462655)(0.773) = -0.0004222632$$

$$\Delta V_{24} = 0.01(0.004428117)(0.773) = 0.00003422934$$

$$\Delta V_{31} = 0.01(-0.01568689)(0.525) = -0.00008235617$$

$$\begin{aligned}
\Delta V_{32} &= 0.01(0.0009854904)(0.525) = 0.000005173825 \\
\Delta V_{33} &= 0.01(-0.05462655)(0.525) = -0.0002867894 \\
\Delta V_{34} &= 0.01(0.004428117)(0.525) = 0.00002247614 \\
\Delta V_{41} &= 0.01(-0.01568689)(0.812144) = -0.0001034672 \\
\Delta V_{42} &= 0.01(0.0009854904)(0.812144) = 0.000008003601 \\
\Delta V_{43} &= 0.01(-0.05462655)(0.812144) = -0.0004436462 \\
\Delta V_{44} &= 0.01(0.004428117)(0.812144) = 0.00003596269 \\
\Delta V_{51} &= 0.01(-0.01568689)(0.0385) = -0.000006039453 \\
\Delta V_{52} &= 0.01(0.0009854904)(0.0385) = 0.0000003794138 \\
\Delta V_{53} &= 0.01(-0.05462655)(0.0385) = -0.00002103122 \\
\Delta V_{54} &= 0.01(0.004428117)(0.0385) = 0.000001704825 \\
\Delta V_{61} &= 0.01(-0.01568689)(0.431851) = -0.00006774399 \\
\Delta V_{62} &= 0.01(0.0009854904)(0.431851) = 0.00000425585 \\
\Delta V_{63} &= 0.01(-0.05462655)(0.431851) = -0.0002359008 \\
\Delta V_{64} &= 0.01(0.004428117)(0.431851) = 0.00001912287 \\
\Delta V_{71} &= 0.01(-0.01568689)(0.616) = -0.00009663124 \\
\Delta V_{72} &= 0.01(0.0009854904)(0.616) = 0.000006070621 \\
\Delta V_{73} &= 0.01(-0.05462655)(0.616) = -0.0003364995 \\
\Delta V_{74} &= 0.01(0.004428117)(0.616) = 0.0000272772 \\
\Delta V_{01} &= 0.01(-0.01568689) = -0.00015668689 \\
\Delta V_{02} &= 0.01(0.0009854904) = 0.000009854904 \\
\Delta V_{03} &= 0.01(-0.05462655) = -0.0005462655 \\
\Delta V_{04} &= 0.01(0.004428117) = 0.00004428117
\end{aligned}$$

### Fase III: Perubahan Bobot dan Bias

Perubahan bobot dari *hidden layer* ke *output* sebagai berikut:

$$W_{kj}(\text{baru}) = W_{kj}(\text{lama}) + \Delta W_{kj}$$

$$W_{10}(\text{baru}) = -1.87394017 + (-0.001366669) = -1.8753068$$

$$W_{11}(\text{baru}) = 0.57001897 + (-0.0009847303) = 0.56903424$$

$$W_{12}(\text{baru}) = -0.07213227 + (-0.0012127) = -0.07334497$$

$$W_{13}(\text{baru}) = 1.63375850 + (-0.00058341) = 1.63317509$$

$$W_{14}(\text{baru}) = -0.40798176 + (-0.001247791) = -0.4092296$$

Perubahan bobot dari *input layer* ke *hidden layer* sebagai berikut:

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij}$$

$$V_{01}(\text{baru}) = -1.2598650 + (-0.00015668689) = -1.2600217$$

$$V_{02}(\text{baru}) = -0.07650452 + (0.000009854904) = -0.07649467$$

$$V_{03}(\text{baru}) = -0.9056994 + (-0.0005462655) = -0.9062457$$

$$V_{04}(\text{baru}) = -0.6323188 + (0.00004428117) = -0.6322745$$

$$V_{11}(\text{baru}) = -0.6634511 + (-0.00002227538) = -0.6634734$$

$$V_{12}(\text{baru}) = 0.95729300 + (0.000001399396) = 0.9572944$$

$$V_{13}(\text{baru}) = -1.5080292 + (-0.0000775697) = -1.5081068$$

$$V_{14}(\text{baru}) = 0.2119055 + (0.000006287926) = 0.21191179$$

$$V_{21}(\text{baru}) = -0.4033209 + (-0.0001212597) = -0.4034422$$

$$V_{22}(\text{baru}) = 0.84616541 + (0.000007617841) = 0.84617303$$

$$V_{23}(\text{baru}) = 0.1821088 + (-0.0004222632) = 0.18168654$$

$$V_{24}(\text{baru}) = 2.0046141 + (0.00003422934) = 2.00464833$$

$$V_{31}(\text{baru}) = 2.1302801 + (-0.00008235617) = 2.13019774$$

$$V_{32}(\text{baru}) = 0.13127310 + (0.000005173825) = 0.13127827$$

$$V_{33}(\text{baru}) = 1.3678883 + (-0.0002867894) = 1.36760151$$

$$V_{34}(\text{baru}) = 1.1104049 + (0.00002247614) = 1.11042738$$

$$V_{41}(\text{baru}) = 0.8306656 + (-0.0001034672) = 2.13019774$$

$$V_{42}(\text{baru}) = 1.80294862 + (0.000008003601) = 0.13127827$$

$$V_{43}(\text{baru}) = -0.8048179 + (-0.0004436462) = 1.36760151$$

$$V_{44}(\text{baru}) = -0.7058564 + (0.00003596269) = 1.11042738$$

$$V_{51}(\text{baru}) = -1.1936323 + (-0.000006039453) = -1.1936383$$

$$V_{52}(\text{baru}) = -1.64323796 + (0.0000003794138) = -1.643276$$

$$V_{53}(\text{baru}) = -1.7473097 + (-0.00002103122) = -1.7473307$$

$$V_{54}(\text{baru}) = -0.9304417 + (0.000001704825) = -0.93044$$

$$V_{61}(\text{baru}) = 1.4335877 + (-0.00006774399) = 1.43351996$$

$$V_{62}(\text{baru}) = -0.07978094 + (0.00000425585) = -0.07977668$$

$$V_{63}(\text{baru}) = -0.7066581 + (-0.0002359008) = -0.706894$$

$$V_{64}(\text{baru}) = 1.3418113 + (0.00001912287) = 1.34183042$$

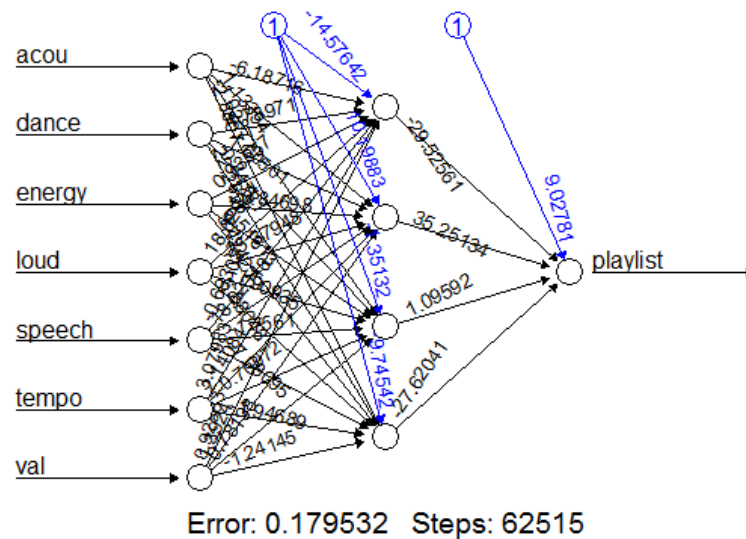
$$V_{71}(\text{baru}) = 0.4006349 + (-0.00009663124) = 0.40053827$$

$$V_{72}(\text{baru}) = -0.13817575 + (0.000006070621) = -0.1381697$$

$$V_{73}(\text{baru}) = 1.6110801 + (-0.0003364995) = 1.6107436$$

$$V_{74}(\text{baru}) = 1.3804419 + (0.0000272772) = 1.38046918$$

Setelah selesai pada pola data yang pertama maka proses iterasi terus berlanjut untuk mendapatkan model pelatihan yang terbaik hingga ke pola data *training* yang terakhir. Hasil proses pelatihan terhadap data latih menggunakan program R dapat dilihat pada gambar berikut:



**Gambar 5. 15.** Plot Hasil *Training* Arsitektur JST Klasifikasi Genre Musik

Gambar 5.8 diatas menunjukkan hasil klasifikasi menggunakan algoritma *backpropogation*, dengan kesalahan optimum untuk kasus ini adalah 0.179532 untuk 62515 langkah. Nilai rata-rata dari 62515 langkah memiliki solusi optimal untuk kasus ini sebesar 62515. Hasil prediksi dari data training untuk mengklasifikasikan genre musik pop dan klasik menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagation* dapat dilihat pada tabel 5.7 pada halaman berikutnya.

**Tabel 5. 7.** Hasil Klasifikasi Data *Training*

Genre Musik	0 = Pop	1 = Klasik
0 = Pop	243	0
1 = Klasik	0	258

Berdasarkan Tabel 5.7 menunjukkan bahwa hasil klasifikasi dari data *training* sebanyak 501 lagu secara keseluruhan tidak ada data lagu yang salah dalam klasifikasi genrenya. Sehingga dapat disimpulkan klasifikasi pada data training memiliki akurasi 100%. Namun, dari model JST tersebut perlu dilakukan pengujian dengan menggunakan data uji atau *testing* untuk mengetahui akurasi pengujian sehingga diperoleh keputusan apakah model layak untuk digunakan atau tidak.

#### 5.6. Pengujian *Backpropagation*

Proses pelatihan *backpropagation* sebelumnya telah menghasilkan bobot yang akan digunakan pada tahap pengujian ini. Adapun data *input* dari proses pengujian ini yaitu menggunakan data *testing* sebanyak 199 lagu. Tahap ini hanya menggunakan fase *feedforward* dan hasil yang didapat merupakan *output* dari klasifikasi genre musik pop dan klasik. Berikut adalah bobot yang diperoleh dari pelatihan *backpropagation* menggunakan program R:

```

      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]
[1,] -14.5764200  10.198831 -1.3513181 -9.745421
[2,]  -6.1871607   1.133538 -1.0287725 -2.880705
[3,]   4.7897123   1.605005 -0.8478108 22.262603
[4,]   0.9355697  20.846978  0.5161322  3.424214
[5,]  18.6294384 -25.379479 -1.9093454  6.880482
[6,]  -0.6930226  18.023477 -1.7560996 -7.080946
[7,]   3.0798284   2.140842 -0.7097204 -1.946890
[8,]   0.9288263   1.392402  0.7819839 -1.241452

```

**Gambar 5. 16.** Bobot *Input Layer* ke *Hidden Layer*

```

      [,1]
[1,]  9.027813
[2,] -29.525608
[3,] 35.251342
[4,]  1.095916
[5,] -27.620407

```

**Gambar 5. 17.** Bobot *Hidden layer* ke *Output*



Berdasarkan bobot pada Gambar 5.9 dan Gambar 5.10 pada halaman sebelumnya, maka dapat dilakukan pengujian menggunakan data *testing* secara manual pada pola pertama sementara pengujian secara keseluruhan menggunakan program R agar mempermudah proses pengujiannya. Berikut proses pengujian *backpropagation* secara manual menggunakan pola atau data input pertama :

**Tabel 5. 8.** Data *Testing* untuk Pengujian

<i>playlist</i>	<i>acou</i>	<i>dance</i>	<i>energy</i>	<i>loud</i>	<i>speech</i>	<i>tempo</i>	<i>val</i>
<b>0</b>	0.694	0.585	0.303	0.841276	0.0398	0.544824	0.142
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
<b>1</b>	0.985	0.155	0.0056	0.369755	0.0392	0.212986	0.0473

Operasi pada *hidden layer*,

$$Z\_in_j = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij}$$

$$Z\_in_1 = -14.5764200 + 0.694(-6.1871607) + \dots + 0.142(0.9288263)$$

$$Z\_in_1 = 1.66992467$$

$$Z\_in_2 = -1.0286404$$

$$Z\_in_3 = -4.3555623$$

$$Z\_in_4 = 6.58609347$$

Fungsi aktivasi pada *hidden layer*,

$$Z_j = \frac{1}{1 + \exp(-z\_in_j)}$$

$$Z_1 = \frac{1}{1 + \exp(-1.66992467)}$$

$$Z_1 = 0.84156578$$

$$Z_3 = 0.01267257$$

$$Z_2 = 0.26334778$$

$$Z_4 = 0.99862248$$

Operasi pada *output layer* (Y):

$$Y\_in_k = W_{0k} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{kj}$$

$$Y_{in_k} = 9.027813 + 0.84156578(-29.525608) + \dots + 0.99862248(-27.620407)$$

$$Y_{in_k} = -34.105037$$

Fungsi aktivasi pada output layer,

$$Y_k = f(Y_{in_k}) = \frac{1}{1 + \exp^{34.105037}}$$

$$Y = 1.543017e - 15$$

Keterangan: jika  $Y < 0.5$  maka  $= 0$

$$Y \geq 0.5 \text{ maka } = 1$$

Berdasarkan hasil uji secara manual pada pola pertama diperoleh hasil 0 yang berarti data pertama tersebut termasuk dalam genre pop. Sementara hasil uji menggunakan program R juga menunjukkan hasil yang sama yaitu 1.543109e-15 hanya terdapat perbedaan 2 angka terakhir saja. Berikut keseluruhan hasil uji *backpropagation* menggunakan data testing untuk mengklasifikasikan genre musik pop dan klasik.

**Tabel 5. 9.** Hasil Klasifikasi Genre Musik Pop dan Klasik

Genre Musik	0 = Pop	1 = Klasik
0 = Pop	106	0
1 = Klasik	1	92

Hasil dari pengujian *backpropagation* ini adalah dari 199 lagu yang diuji dengan arsitektur jaringan saraf tiruan *backpropagation*, menggunakan 1 *hidden layer* dengan 7 *neuron input*, 4 *neuron hidden layer* dan 1 *output layer*. Diperoleh hasil yang sangat baik dengan kesalahan klasifikasi 0,005 atau hanya sebesar 0,5% dari data yang di ujikan. Dengan demikian akurasi klasifikasi genre musik pop dan klasik menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagation* sebesar 99,5%.

## **BAB VI**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **6.1. Kesimpulan**

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Gambaran umum dari data lagu genre musik pop dan klasik berdasarkan variabel yang digunakan, musik klasik treknya lebih akustik dari pada musik pop, musik pop lebih cocok untuk menari, musik pop lebih energik, musik klasik lebih lembut dan menenangkan, musik pop dan klasik sama-sama minim ucapan, musik pop dan klasik memiliki tempo yang hampir sama, musik pop memiliki emosi yang bervariasi sementara musik klasik cenderung ke emosi negatif.
2. Dalam penerapan *backpropagation* untuk mengklasifikasi genre musik pop dan klasik, arsitektur jaringan saraf tiruan yang dibuat menggunakan 7 *neuron input layer*, 1 *hidden layer* dengan 4 *neuron* dan 1 *ouput* serta menggunakan learning rate = 0.01. Dari hasil pelatihan *backpropagation* dengan data *training* tingkat kesalahan dalam klasifikasi yaitu 0 atau tidak ada kesalahan klasifikasi.
3. Setelah dilakukan pengujian dari model *backpropagation* yang telah dilatih, dengan menggunakan data uji sebanyak 199 lagu diperoleh hasil akurasi klasifikasi sebesar 99,5%.

#### **6.2. Saran**

1. Dalam penelitian ini genre musik yang digunakan masih terbatas, oleh karena itu saran yang dapat diberikan dalam penelitian selanjutnya agar menambah lebih banyak genre musik sehingga dalam penerapannya genre musik yang dapat diklasifikasikan lebih bervariasi lagi.
2. Sebaiknya dibuat program atau aplikasi yang bisa langsung diterapkan dalam pengklasifikasian genre musik.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aswata, I Gede S L. 2012. *Identifikasi Lagu Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbours – Cosine Similarity (KNNCS)*. Tugas Akhir. Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Udayana.
- Auliya, Nurul. 2016. *Penerapan Jaringan Saraf Tiruan untuk Mendiagnosa Penyakit Lambung dengan Menggunakan Algoritma Pembelajaran Backpropagation*. Tugas Akhir. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
- Badriya, Yahya. 2017. *10 Unsur-Unsur Seni Musik dan Penjelasannya*. <https://ilmuseni.com/seni-pertunjukan/seni-musik/unsur-unsur-seni-musik>. Diakses pada 12 Maret 2018.
- Citra R, Adysha. 2016. *8 Manfaat di Balik Mendengarkan Musik Klasik*. <http://republika.co.id/berita/gaya-hidup/info-sehat/16/02/10/o2cb6m384-8-manfaat-di-balik-mendengarkan-musik-klasik-part2>. Diakses pada 30 Mei 2018.
- Dajan, Anto. 1986. *Pengantar Metode Statistik. Jilid I-II*. (S. J, Ed.) Jakarta: Penerbit LP3ES.
- Darmawan, Arief. 2014. *Pengklasifikasi Genre Musik Berdasarkan Sinyal Audio Menggunakan Support Vector Machine (SVM)*. Skripsi. Departemen Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Institut Pertanian Bogor.
- Dewi, Andi I., dan Hidayat, Andi N. 2015. *Analisis Music Mining Information Retrieval untuk Klasifikasi Jenis Music Bergenre Menggunakan Algoritma Naive Bayes*. Jurnal Elektronik Sistem Informasi dan Komputer. Vol 1 No. 2 Juli-Desember 2015.
- Fansuri, Muhammad R. 2011. *Klasifikasi Genre Musik Menggunakan Learning Vector Quantization (LVQ)*. Skripsi. Departemen Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Institut Pertanian Bogor.
- Gunawan., Gunawan, Agus D., Soenardjo, S N., 2009. *Penerapan Algoritma Backpropagation untuk Klasifikasi Musik dengan Solo Instrumen*. Seminar

- Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2009 (SNATI 2009). ISSN: 1907-5022.
- Guntoro. 2015. *Keamanan Jaringan Openflow Menggunakan Intrusion Detection System (IDS) Berbasis Backpropagation Neural Network*. Tesis. Program Studi Ilmu Komputer Sekolah Pascasarjana Institut pertanian Bogor.
- Hadi, Abdul. 2015. *Jenis-jenis (Genre) Musik Di Dunia*. <http://www.softilmu.com/2015/11/Jenis-Jenis-Genre-Musik-Di-Dunia.html>. Diakses pada 12 Maret 2018.
- Hakim, RB Fajriya. 2016. *Pengenalan Data Mining dengan Software R*. Modul. Statistics Departement Faculty of Sains Universitas Islam Indonesia.
- Haryono, Asep. 2013. *Identifikasi Daun Tanaman Jati Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation dengan Ekstraksi Fitur Ciri Morfologi Daun*. Skripsi. Departemen Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Institut Pertanian Bogor.
- Irlansyah, Fadly Y. 2016. *[Update] Apa Beda Spotify dengan Apple Music, Joox, Guvera, dan Deezer?*. <https://id.techinasia.com/komparasi-layanan-streaming-spotify>. Diakses pada 30 Mei 2018.
- Jamalus. 1988. *Panduan Pengajaran buku Pengajaran musik melalui pengalaman musik*. Proyek Pengembangan Lembaga Pendidikan. Jakarta.
- Jamdar, adit dkk. 2015. *Emotion Analisis of Songs Based on Lyrical and Audio Features*. International Jurnal of Artificial Intellegence &Aplication (IJAIA) Vol.6, No.3.
- Junaedi, Hartanto., Budianto, H., Maryati, I., Melani, Y., 2011. *Data Transfomation Pada Data Mining*. Prosiding Konferensi Nasional “Inovasi dalam Desain dan Teknologi” -IDeaTech 2011.
- Kurniawan, Salam. 2014. *Implementasi API (Application Programing Interface) Echo Nest Terhadap Music Information Retrieval*. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Univesitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
- Lantz, Brett. 2013. *Machine Learning with R*. Packt Publishing Ltd. Birmingham B3 2PB, UK.

- Putri, Luh A A R. 2016. *Klasifikasi Genre Musik Menggunakan Learning Vector Quantization (LVQ) dan Self Organizing Map (SOM)*. Tesis. Ilmu Komputer Universitas Gajah Mada.
- RCHPfan. 2018. *Top Ten Best Music Genres*. <https://www.thetoptens.com/best-music-genres/>. Diakses pada 23 Maret 2018.
- Reza, Jeko I. 2017. *5 Fase Kemajuan Teknologi dari Masa ke Masa*. <http://tekno.liputan6.com/read/3157705/5-fase-kemajuan-teknologi-dari-masa-ke-masa>. Diakses pada 20 Maret 2018.
- Spotify. 2016. *Get Audio Features for a Track*. <https://developer.spotify.com/web-api/get-audio-features/>. Diakses pada 12 Maret 2018.
- Suhartono, Derwin. 2012. *Dasar Pemahaman Neural Network*. <https://socs.binus.ac.id/2012/07/26/konsep-neural-network/>. Diakses pada 25 Maret 2018.
- Sulistiyasni, dan Winarko, Edi. 2014. *Analisis Klasifikasi Pola Sidik Jari menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. Jurnal Berkala MIPA, 24(4), September 2014.
- Syahzam. 2011. *Perbandingan Metode Voting Feature Intervals dengan Jaringan Saraf Tiruan dalam Mengklasifikasikan Genre Musik*. Tesis. Program Studi Ilmu Komputer Sekolah Pascasarjana Institut Pertanian Bogor.
- Wikipedia. 2018. *Spotify*. <https://id.wikipedia.org/wiki/Spotify>. Diakses pada 10 Maret 2018.
- Winarso, Bambang. 2016. *Berkenalan dengan Layanan Streaming Musik, Spotify*. <https://dailysocial.id/post/apa-itu-spotify>. Diakses pada 10 Maret 2018.

# **LAMPIRAN**

### Lampiran 1. ID Lagu Pop yang digunakan

No	ID	No	ID	No	ID
1	05pKAaft85jeeNhZ6kq7HT	60	1HbcclMpw0q2WDWpdGCKdS	119	2Uqps46Efw6YoeVoLeXq9V
2	08bNPLGD8AhKpnnERrAc6G	61	1MdjZzElInrnDBXf8zsOnKS	120	2VZ8vDGBVKW5shpP3ytWSz
3	09qxBXdmnbj9LXBidJ1ywc	62	1NarGDteHRuDA9OfGyQ2MG	121	2X2MNIb1Qu5afcnTSWU2vf
4	0A11IsAXZND16wOkQQTbMB	63	1NpW5kyvO4XrNJ3rnfcNy3	122	2XnXZe1Bj00j2plaZltxsc
5	0AZU3CiffYt5pO5BacwNQV	64	1NrJYpdAi7uosDRPmSYrsG	123	2YiMdiqqE2fWiyuW8Djk3
6	0CcLhzC8gq1GNzYgvPsBvQ	65	1P5lp9qNBftbsE1Hd8Emy	124	2YLZnw2ikdb837oKMKjBkW
7	0EMmVUYs9ZZRHtIADB88uz	66	1QUppu8865jfasDr8M3IKN	125	2YsAXzb4C1yOo0xqep0daK
8	0GI6KBji23F1191IABn0FL	67	1SbpxkBg8DnkbTDgflkf6w	126	2Za1AIJNVksouPPWbXpR2X
9	0HZhYMZOCuZKSFwPOti6m	68	1V1CnaPBqtzQ4TBVbrnwtV	127	2bjvl42r8EF3wxj0uDav4r
10	0Hf4aiJpsN4Os2f0y0VqWI	69	1VdZ0vKFR5jneCmWUAMxK	128	2dOmWiCt6xqKxuT594V2bS
11	0I0JunKtkeWHUngoGnc3xL	70	1X6kxjVWVWiKmqulM8XZpj	129	2dLLR6qlu5UJ5gkOdK0h3
12	0KtbUcnAGrvD03AWnz3Q8	71	1XS3uiCzUK6TtPl6qrRqOD	130	2eFh9Q4XwYn5pChQGjQSay
13	0IEqGkvUiIMTQmFY6sgL9kg	72	1YHF9S2ix7Z8WUJSle7rHH	131	2FqdLL6dc9CSzZs9sK70
14	0KDaN0HL3TcJVTbXIQCEsS	73	1Zh3pCFSFru1NuercRqIEBH	132	2gOlrg3YTmYpWscGgU62K
15	0KpfYajJVVGq32Dby7e9i	74	1b5Cgfs0La5peeZ7Sw7y6y	133	2hKdd3qO7cWr2Jo0Bcs0MA
16	0LNOASTtcGIBnTnjSHG6eO	75	1bhUWBOzMIK9yVPrkEul	134	2habSXqcJGEXM6JjysK70
17	0OaunKfsxkgBvPv68jBbmm	76	1cj2quyuu3hzW4wgJThFMZ	135	2kHq7IHCradbTQdSjWkDvu
18	0PWHGmG9kCXbM4yU8qktyK	77	1dmndEbgNwm4dv7ZDSmXaq	136	2I9Slyes0j3FRmvtxr6Uyd
19	0RyC8DJeNGQ7xf9dCcWBf	78	1eyzqe2QqGZUmfcPZtrlyt	137	2oZLjojinHrxf7gPMB9KL
20	0T4t1PywInmJGcveGH5spB	79	1fQXGG0sFipvXlpfZNBnCW	138	2qy6cvvlQ0Ms9zGi9IRQOM
21	0VhgEqMTNZwYL1ARDLLNCX	80	1fh2fTuOtoOoXEE8qQynYEC	139	2rYyq0b3XWwmWl0k727OVG
22	0Zbbxn45SGGHolow4PpISP	81	1gavGS3p6Emi1XQZVv42yF	140	2rfZQIJTV8b1M9O8WrWzr
23	0aOlubqXYd0rFSCsgDyAWX	82	1i9iliTpiLizleapSg37I	141	2sClOFFozZSmYZs90zOpd1
24	0b8yCQvfS27xdftBFvWfVC	83	1ip2IGDWMrUmlaepEbWIL8	142	2v1oHMTMRxIZTPRPEh6O9
25	0fioLzGM8ngbD1w6fMmm45	84	1ipE3bBLWElkVxWUaxpSu	143	2vkCBcgqkGZniZmlAzi8JF
26	0heY4hxgRs6s1wrMtrS3YJ	85	1mKXFLRA179hdOWQBWUk9e	144	2vmSnQCL0JcpcCsalNjsAt
27	0iYebKFU5sf72fUu2OW6ZT	86	1mUtlapB7G7fEq5vyVloMk	145	31MkGwj0SWGZaTvEt5HgXv
28	0kUMtZvYaYb7EETkBdrEXXA	87	1mvfvDZOybieEgS1ecJxt9W	146	32OlwWuMpZ6b0aNR2ZOeMS
29	0IAVFyZstdB4nNIBsjLwJR	88	1oAWbr6TXkRajJkgSm1vF5	147	32qGak8I84APt5Inj96cfq
30	0IMgEYtZxd3W02ZlyZzMy	89	1oyQ8SCnGbZHjKv25kvQo2	148	33iv3wnGMrrDugd7GBo1z
31	0IaYHRpNTS6i8FXdupHk4	90	1qLVXyGMKXrR0cAjQc2N8U	149	347Ix8aBBQ2H2qydNZ1woo
32	0mUyMawtx1Cj76kn9glZK	91	1qXDjWPzxa02VCFJmu6nx	150	34gCuhDGsG4bRPIf9b02f
33	0mXq2EXd5NHPXBclqaZfgp	92	1sDfnkQge4Nmkp8sgLgH1i	151	36ux3YuUsGTWPT8fXclS45
34	0nJW01T7xtvLxQgC5J7Wh	93	1t18idTmPA3sWLxYUWwesw	152	36yARVKhD20v9XMHGnjJp
35	0nXXgipcisM0bheuZHAub	94	1t2Hq2WIBcZINOEnK6mdJG	153	37FXw5QGFN7uwwsLy8uAc0
36	0prNGof3XqftvNDxHonvdK	95	1vu5FibQtbBgJ0odugR9pM	154	3AGOGQzpp0YcPH41u9p7dOp
37	0qOnSQqF0yuzPWsXrQ9paz	96	1wYlzUVVctxU8taZ5OjCzM	155	3A1wUDP919kvQ9CqozQPXg
38	0rFOs9paloAvEtzwDX1Kmc	97	1wjzFQodRWRpCQ0AnYnvQ9	156	3BPogo8LQ50bKCDqvmHJH
39	0t4z0WaqomQqPONghWn8c2	98	1ynmMEK1fykiZ6Z6F3ThEt	157	3BgvCj5oUc8jpl8YCB9y8S
40	0tV8pOpiNsKqUys0ilUcXz	99	224atPauEbkCbzc7a2JwK	158	3CKCZ9pfaAfoM2IMncA1Nc
41	0uG4W1mvsLHMjrOaxbrEpo	100	22L7bfiAKJo5xGSQgmilO	159	3D0CjyZCGDWcypB94nf8Ng
42	0urpBLpcm6DOGzs86rcKd8	101	23V8GLR7IHBzc4ipiT5Zl2	160	3DamFFqW32WihKkTVlwTYQ
43	0vg4WnUWvze6pBOJDTq99k	102	24IMtPOCzP5g4hrq3NklLa	161	3FbHY2kBYzxUscab8lrFG
44	11bD1tJtSjllgKgZG2134DZ	103	273dCMFseLcVsoSWx59loE	162	3FsBtu3gdflzjBLXyDvmj1
45	12KUFShFGT0XCoislvdQj4	104	278JmLkFRrqXEAqfp8TvD	163	3JU5Cb1A0Et9gzVvhYxQCm
46	12IZTPIxwUtrQuhEty6098	105	27L8sEsb3KR79asDUBu8nW	164	3LGxef3inmn5jMLGDz9lqw
47	13HVjjWUZFaWilh2QUJKsP	106	27vTihlWxiz9f9lJM3XGVU	165	3P85fXU5hB1czGaw0F1v79
48	13X42np3Kjr0o2LkK1MG76	107	2BS3giTieGu3YLATwQgDtV	166	3R7e2jGs4kNdVkvzEvqcnsc
49	15oVjL0H6iGFXQNhDVRmsY	108	2DwH8aLCCR47MjBdJec002	167	3RzgeTsKqBs5McfQTdNp2Q
50	16GHcGtW9lo7AuVdNmTjv3	109	2Lg4kvhOrPhpGEZmSe7VAN	168	3TGRqZ0a2l1LrblBKJoaDx
51	19fm0eNKTeg1JbHChwPhLe	110	2LgWNeLAvETTifOW6mapik	169	3U4isOIWM3VvDubwSI3y7a
52	1D1nixOVW0xvNfwi0UD7VX	111	2N6pDpyvA6v3s3rCWZEgml	170	3XVBdLihbNbxUwZosxcGul
53	1Ddj6nkhUP3IHplLvDqPsvC	112	2NkbRmygVirMQFCjsky7YQ	171	3YJSUGSjS3zpfDM1F2crlH
54	1Dqk0c0CicZPsiGS2eoF8Q	113	2Pwm2YtneLSWi7vyUptY5fs	172	3bidbhpOYeV4knp8Alu8Xn
55	1DqdF42leyFlzqNDv9Cjld	114	2R22h7VsT35P71h6kvNNN5	173	3cHjFfvxo7Zl9Ppx32V9aA
56	1Ejolrols86iv7Z3JQWigH	115	2RPNCUaDL2ixoY9wGpoJoQ	174	3cHyrEgdyYRjgJKSOiOtcS
57	1EzrEOxmMH3G43AXT1y7pA	116	2RSOzvKUnfDrb2nQpPfpQU	175	3cNjgVBKtJ1SvKhunrCdVY
58	1GnrrQ2DDSoel4Gf7y0L44	117	2SUpC3UgKwLVOS2FtZif9N	176	3gyjInLGCaQx9RLg5Bw1nc
59	1HNKqx9Ahdgi1Ixy2xkKkL	118	2TCmSjVdkzjaBHU4s1WoUQ	177	3goSVuTt3fDYDP6kRnFwuL



**Lampiran 1. ID Lagu Pop yang digunakan (Lanjutan)**

No	ID	No	ID	No	ID
178	3jEWkPovJFF6UiJv6MBUAm	237	51ChrwmUPDjvedPQnIU8Ls	296	6PB9sFomDPo372TYtwL1jB
179	3lJXRyqku8DCwhJNA2nMBa	238	53Pgsvu3qSYO2aXt5J2vcl	297	6RX5iL93VZ5fKmyvNXvF1r
180	3mx6RlVZYpsd8dG5LRxbM	239	54VhMO14MfyB9I9UjtjR6p	298	6Tuw1PkGa7Y6kv2FwirFan
181	3t5Ykewj6jc31qXvl6IQEA	240	58ZjzPhExb5KhrEHY450V	299	6Vc5wAMmXdKIAM7WUoEb7N
182	3tB85AVFajHBs6Ae7szBbE	241	59HjYCeBsxdl0fcm3zglw	300	6W9EPH4b6fkgkERorDnuRz
183	3tCwjWLicbjsMCvXhN0W0E	242	59RSrxkSKSixEWBAIvE5Wa	301	6aV0tBk2Aazqmu1ZIMAFaR
184	3vAmhC9kPftqoWdkpiWivF	243	59tg0OPhiHlsvZ9GFqUk5	302	6aVrw27a4INLfxTvbJF24k
185	3vKUOGTh05nl3kTCYAiQc3	244	5BgZ1bi8xeWVxmg12RfWzv	303	6cR3LxWz9Nx57EpZCaNGb4
186	3xhjO7axv9ta3CrPhaP1V9	245	5BpYTDQRNSDdzWHk8LdDV2	304	6hchK7cDULPk2ag8JfJXQ
187	3yCHUAXpNRPjVsjplvhGb	246	5DapnEmRwQyOnR3MffuvDB	305	6iVjWVrVif9d6W1GaFuPsg
188	408TyH9y0tkH9J0Da9Ue8C	247	5Db9VldDsN5yu3Eu7CT0i4	306	6l2XfrlfzRNV6ncyQDfxqg
189	41OCQ52Mul3MluLUUsfadr	248	5ELRkzdz0HvGpMDIfZHKV	307	6lV2MSQmRlkycDScnRbXO
190	41dswHw9sCLChDgXyVS4Kc	249	5EYdTPdJD74r9EVZBztqGG	308	6nek1Nin9q48AVZcWs9e9D
191	424qYwYuw0RyZRdHVOkxfV	250	5EkegwaCNMhVdMwF6b7wZ	309	6ol4ZSifr7r3Lb2a9L5ZAB
192	42r4DLpc8rJkrFBhcX6h	251	5G8eZ56KzG7lZjHlIgiv6T	310	6onLnWywmbSnXDFPVY1mM6
193	4387TltnL2gMSYdr4UPhG	252	5GT8b1dFaOWFF5twsmSOYx	311	6sy3LkhnFjJWlaeSMNwQ62
194	44jVYj3TXig7Cf1vkgulnQ	253	5HQVUIKwCEXpe7JIHyY734	312	6ukMqDxnOPOgoHdak7Kyp3
195	462661WphsuM6PlaGqwDr5	254	5lVUqXlLoxVwvWEPm82Jxr	313	6vMkejaBSRe1ZncIG1uf0w
196	47dXC9gz512gX9Y3G7OICK	255	5It44CCAjpMBSHyW1swvql	314	6vpgBxXDudQQ04diUWsR4
197	47ltkdkjBmHelkhJavYLQ4	256	5JESuE80fvausWHjct9QVh	315	6vrUTGn5p8IrfT20J6sIVM
198	48RrDBoSS1aLVCalGI5C	257	5KONnBIQ9LqCxyeSPin26k	316	6x69yrZAJvsYxhk0CJS4uT
199	48wSj6NhMFYB6LjdnPNjM	258	5L79aNYCTKiZq7vaOEIXYj	317	6xMUMMK64AUpstGjldvoNn
200	49Fyltmd3dAARAygp0Lzux	259	5LP6xODRwi69MGAYen999y	318	6zEEklu9xq85PfgQNF2kxS
201	49yBHxCieyDJOEiveAWzS4	260	5LqanqJSmZwbwPtI2RwTb	319	6zaHigbzKkrCIR8CyHjuvy
202	4BUbY7Jxjduogf0RdCVxB	261	5Muvh0ooAJkSgBylFyl3su	320	7027bCV2sPsVhKdt5Qmlw
203	4BbjCfmNjHS4FKI97dWigT	262	5OMwQFBcte0aWfJfqr5oj	321	70JTKMRMXueCMdBmfvCnPY
204	4BggEwLhGfbrl7JBhC8EC	263	5P5cGNzqh6A353N3ShDK6Y	322	71NQP11KgFDEJzrks7wcn
205	4D1mSiXWh2ChmHYiC6EH7Y	264	5Q0Nhx0l2bP3pNjpGJwV1	323	72jCzdH0Lhg93z6Z4hBjgj
206	4DX8Ejmm8dMRklWeSnOckn	265	5QpaGzWp0hwb5faV8dkbAz	324	756CjtQRFSxEx9jV4P9hpA
207	4DvhkX2ic4zWkQeWMwQ2qf	266	5SZeJOQaDeQFT0Kkz9jfxR	325	75JfXkI2RXiU7L9VxMkle
208	4E6cwWJWZw2zWf7VfBH7wf	267	5WefP0V1NKhsbWxX1Zab1c	326	76D83dghHeE2NFedPFd4tf
209	4Guc4Epn4ZzeJlfeobL7wi	268	5YyDhqmkdeStRg1zYxJ1I	327	77NNZQsqzLNqh2A9JhLRkg
210	4HXUMRdt6s6Am6YHcWmuib	269	5ay25AMFQBSzLJ2wmqXTeY	328	77TT8Xvx637TpzV8kGgkUw
211	4I4Lkp1QNI06Hdlev5ANPR	270	5dTJMpqieLczVuHJP3OAEu	329	78p734TnerfsAvDnoYxwMu
212	4I4zufUwJrYewXWmfnuKGL	271	5fVZC9GiM4e8vu99W0Xf6J	330	7A2eDNBglrEVE87C8pOMqN
213	4JehYebI9JE8sR8MisGVb	272	5fa6CrQwHwthEoCvTtd5lg	331	7BM3HvftVOUZL0Fx1UwPtg
214	4KacUpvbA3Mfo05ggtTjhN	273	5fuGP7Dze9tkadS9WoPbar	332	7BVwi9cIzSc6tpyxp47vJ
215	4LloVtxNZpeh7q7xd1DQc	274	5o65c7yedijQ4affovusQS	333	7BqBn9nzAq8spo5e7cZ0dJ
216	4Ph1ObTcgzBFjzHtJkE4dh	275	5o65twqqVfG3vRLx8UP310	334	7COve8l4uzi2zANybuw3lxq
217	4UJxWL7cfEjcfNz3CV27ko	276	5pY3ovFxbvAg7reGzJQSp	335	7DFNE7N00raLIUbqY2rzrm
218	4WOLFy5hAc5mgosw0i2Zq	277	5prTs2HAW2G4idHzyeFp8o	336	7LVHVU3tWfcxj5aiPFWEW4Q
219	4YMqbFcDIFiCBd02PzUBcm	278	5u0y7WSfWyybsdzPW9B0Dq	337	7Mwi72LZXRsluj9Vhq0Oj
220	4a44Q09IdiwTP2wu7xYmeA	279	5uCax9HTnlzGyblStD3vDh	338	7aRVFVMAgtKpXFr0cE6sDU
221	4aG10TkWookWM4UdkaV4ly	280	5xTtaWoaE3wi06K5WfVUUH	339	7afSN5zhUhkbpRfYKYztK
222	4bf1MapeofdB3XKUqDMUOm	281	5ylNhNzmJx7WlM5YKxDMv	340	7ahYQRrOQSXJ5OhsLnpfU8
223	4dMVXo16R2wNZCHd7y4tz2	282	61qB3FduTOV6Mtsmj3z05	341	7eGNIg6SE27VksrPZMvTD
224	4eLQPgklwZi6Ollntldf	283	66yJmKHQft5T7V7RgA97KP	342	7er7WofjVw4QwPAyxH39jH
225	4gJAWJnE5cvAAWytMTxgdY	284	68y60iIE1nDdl1MLQdJNh8	343	7evPpWWu01Kxi0KIPxR17
226	4gbVRS8gloEluzf0GzDOFc	285	692xiESBpuBzaoQSRcifDa	344	7gulc8Ek8JnBTsQDCDToVN
227	4h0zU3O9R5xzuTmNO7dNDU	286	6AeQIMyRzVSl1nkFztZyKl	345	7hqvt75IyyGRWRsA5OslRe
228	4kflIGfdZJW4ot2ioixTB	287	6C7RJEIUDqKkRZVWdkfkH	346	7jQBORjiir0pNSKGahevq9
229	4mXZtWSTKAfs0S9T2tQMgE	288	6D5MMHGnrQgCtm4Cjn9nJ	347	7k5OoqMYnHmQZuSbVn02JU
230	4nVBt6MZDDP6tRVdQXTgJg	289	6FE2iI430ZnszFluLtvvmg	348	7krbSH3rd8lHlZvuzTV3Bl
231	4qug3gWrze7Nm0GhOkugJV	290	6H8XRMTnc2ZqeJo8yDtzDg	349	7IAeknkZz0KCK2RmZASHF
232	4ugtAcWEHYoumYCGpQRkDP	291	6HZ9veI5IRFCNQLXhpF4bq	350	7IXpdEPak2BFerxTTmkQ0R
233	4vb4mFvYsr2h6enhjJsq9Y	292	6JnRla50GuHzF0ucg9AGMI		
234	4wCmqSrybCgxEXROQE6vtV	293	6KeYpYvYCUffDFQ63zO9R8		
235	4wnZQWvaFPKHVx17uuQ4FT	294	6L6ra9mTlyQPmh7zGw58y1		
236	4yjfifb7L05XTjppPctk29t	295	6N4EzhQbBsDjwr2buY3TGk		

## Lampiran 2. ID Lagu Klasik yang digunakan

No	ID	No	ID	No	ID
1	00YwKtnP2LKINPa8Pe1jz2	60	1JeLhUNNWZDQulJRqns9R7	119	2XCE5GUZvDvoHc5LloOiek
2	02TtG1YMJ7wH5Vzk04mChx	61	1M2RkUUJ9wXRsw3jN1MCHS	120	2Y95aUjHiOtgL8A6t52Ynl
3	045HcMe5oKai0D6JMARCeA	62	1MiWGSgDC5mGoP3MNclZ7s	121	2YarDjYjBjuH63dUih9OWv
4	07EdLKSOX5Qwf48oc4RrzK	63	1MrelMgjFnmCTWbmUMin0R	122	2Z4aQJh0kesRmookvtrF4y
5	07nKrcJZEHB3zt4caZtDmv	64	1NDVVbYj6YwKpbW5OpnCV4	123	2cmj3YBz0w78lW2fcbRlme
6	0AoBVHrn422YM52l4TASOP	65	1NM8Q4HfUiCn2xbUY8uVgb	124	2czUQBvuYvcXs5WY8r1ITC
7	0C6ZTjK1x4A8fNNUtBLl00	66	1OZgUuhABgEzrDCgeQaDyo	125	2ehyvj9nR6CAbtt3tDIUxJ
8	0DvLcwb4v0rPmJ8S8R9thy	67	1Q9JMojxHHF6JbEAKJLgJ	126	2fMn5KBVhGIBQZTGrSBeZ7
9	0FJthXvJ1mfREZ7pJ7Mpm	68	1Qdjgme2V6sZ6zrok43m	127	2fNVkg1P4rKZUvlerwrruz
10	0FRjJ5KTdUifJyEXqWzWyu	69	1SHixA41VyoTTIJSX9Gbo	128	2in7T2TWPkVjW626lh9P4Ew
11	0Ki8iaKSPlyMXZJCx2A28	70	1TmwEY6Vv7SRkn4wFA9j6L	129	2jnBJBQpegw8J22TXOtDhY
12	0LkSPQPUIs4wtPAftcS13e	71	1U4GGIDkiB6jXRvgdBROYq	130	2kAgCRZPG3YQRZVMqRvLmb
13	0M12wyqcybSf2W3RA452wZ	72	1UYKXCWQYt6jdRhoK1bL5L	131	2kV6kgeWYcCQeqO1enYPTx
14	00Qinuac14RO9Dv8twi4qk	73	1Ur1RuetpzCayLtzJftjU	132	2mM0jOwp6OnJowFr1TmgMg
15	00ThxOyjCGhSGZClcuneEH	74	1XuE3xSch6D7U6CbAdBDA	133	2mPd1593fOWtbsGqA0VvCs
16	00TyEqzWZwG6Jk34BgdV6	75	1ZETgaJtaG2hGspJeYziql	134	2nsGfgWxQxLWwF9bXbW5ih
17	0POLAsqiaVYc6V54JsesEB	76	1bWL1Av9frg4eanbEIRg53	135	2pEzNLNaca2wJnx0Scv0NC
18	0PzKGAa8HGeFJH5TDgkGb	77	1cdNMfQzAhYChjFUwXfyxL	136	2pecROHqvwVjdGG8JNIt3Q
19	0S6KWN00BRK2qs1iclHSHr	78	1eDakTwrjRye994xVnQXAE	137	2qlGoSzNaqgfQ22WYj5oqv
20	0SRKWRFLKtmZFleq1mkvv	79	1eUMjPofs5R6PotojRzniV	138	2qziV8ZIXk2QxGSWsmSBtw
21	0TIdzS2K8WZ78WL5xplZiH	80	1egsdLgnk37TMTIuglMo7S	139	2r1FiNXh5mDNEP8K07YRVp
22	0V3aBGjMSWP7rRdtgzMC6L	81	1emdMnglWkWMs8XitagHzT	140	2uUBR5GPNwPGnsIVkM1Blw
23	0XZ7UmlYltfySGHcAzj0cD	82	1enWNj33qcVpL55Rj10oY	141	2ui8hl5mciBnle9mBo4iRo
24	0aEVxkZ2V6Bt5UjZC98B	83	1eziH8emYNKcT6nVWViyg	142	2vaPBRffJaH2mKz7Jb20NI
25	0aFCf29QYiBxfUAvnUKpVs	84	1hq4Fx7bhOkYU7lUEqAPzM	143	2xt9RsePxsBbCwh4Pxmzf
26	0aNi5mz5YAIpMXNPvgSGh	85	1i8tzGQ59LjKqs1DzmAs4z	144	2zyrvYvb069q0139XdJqZd
27	0dON9pTOo2e56fdpE8aoDR	86	1jkydffjn9YGUfzXj6zx39	145	31BwgwVepwTRfB6BFew547
28	0dzl6bBvsiAfHLITbBObTW	87	1jvNbVill1ZwGd2wjtXctI	146	335627fULp38v63GT09YZK
29	0kBWGOenrJbs6o47eVA5IT	88	1nTh3bjb6kGixLuzbJsb9	147	3462hQTzF5oHhoJfJ5JULK
30	0mcgXc8P5GyGtP9aY7zir6	89	1o8pGekPlh6MEAEb77NO4	148	35dkxhZqpa6cWENmCtBwA9
31	0mhhtcpo5TI71zckAYo7mW	90	1okQeekaBL7DzFxs0j1s7l	149	36ArELybUeOgq9TcjrMsb
32	0p2eCdgzKeWyNhxQiaXoT	91	1ovOMQRyP202lbgTuhKbra	150	36XkWMbxnHq6aBc9fLdmFm
33	0qofZaij99vyO1ChfpX5ty	92	1rHuidGQ02Ffm44oVs0p06	151	371CjqtWTeAu39EJwLexY
34	0tZWcig1dC37XoDWcXFnZr	93	1raqSylur44QhswyqNsBxh	152	37y9AcDRzDStviBBk6Devr
35	0uUH9tggwflMXt3XciQ8NI	94	1s8QldGAHEcobxBdtjUhpF	153	37yYtdgNvzXH1oinCyr97N
36	0v3NskadbGsXPyc4qQWth	95	1t46GkU2H4x6zG41DRdKd7	154	3AtS5kdbOIORUBIVRSdqHt
37	0xX7kREWmOGBWzYNcpZwRN	96	1tmb147b15B9VvGntgKUQW	155	3ClobV7OH4gK6rc48g4RXC
38	0yTts3w3lJfL3zCaQkgoPO	97	1uGmXi0PnTwMnVbPUwlnY1	156	3EXQ8uEYv3HhhHsXq7gbBC
39	0zh8qshnkEEyDC337nlvid	98	1uQZCXWBSXJEO8aBdLUdOY	157	3G2Rv3PBHmTbop6bTUYc8L
40	11tLgktAsQak5lhc4dYSB4	99	1v6SoaBFZr3RgNempfPITepL	158	3GiSy33Qr6cHARdIJ3Hgrh
41	12edUqCUDcO7Msb4X42Q2z	100	1vVePsojmx1R3P6F3WH1bo	159	3IHzLpYoaDjS0sYUHjSxJ1
42	12wHScGeETTpp7Rjek9MCJ	101	1xqGVFByxvNWSJlxMtwOgS	160	3MRQn2RYo2VLYMoStnLRxu
43	16kgdmPNxzDr4LsnitiHh4	102	1yWEDQI4F1EVrztNdT4q6	161	3Mb9loWbfxU27yEdxAUEDp
44	16m3j9MmWvTKWwHDIUH26i	103	21XKkazTA0rFdRUP22aWwH	162	3N7GpFlh7BkEftNaEmJjnU
45	17gz8bmRy8HDUF6AZBnD5K	104	22saDmEaFyVosZvKZMRNg	163	3NGhsX4Oe4nv1zRWIOZHz
46	17i5jLpznldQhbS4SrTd0B	105	23PFBKlsakZ2D5b2yXxVyd	164	3OQRu8wMVITLtp9t0aIUO
47	1AqlpEIBsY12yb43XPAYHi	106	27NuoejNilotHbMBZgbkoU	165	3Ry9qFAqgZ1BAsx4Rh02aH
48	1CSaCKPip2yCIDL3t7Fyau	107	2Ae5rZwbdn2UHH9kwUu2WJ	166	3RZMjQlUfTpcuZqdVPtn
49	1CqzAHY4frx2Erglcexbfu	108	2EvHHCx2toBUMUPJAYdtjG	167	3UCkSy4kbnW02zVLPRTiT
50	1CYNdLa4IN4FjjlmGmXG3F	109	2GMPbqlnFWT7bdvX1EooXw	168	3UalUK02dcL00HzaFfBebX
51	1CymC5LxPzPHqEx4Fkiw	110	2HMuyj9erhyl47faEvcADD	169	3VStciNpzZ69XmgLIMzwFn
52	1DHKhvZdzJlF4N38lEmqPo	111	2HksvANMKyALSbA8u4KcWw	170	3Y6q6vW47dilZ53utWNqck
53	1EGFCxKCCQ3isMnlPzEW8G1	112	2NPuqwoMfPDe5vccgQesT2	171	3Y03mDo6aMgMwF6pali7mr
54	1ENwe7lot8eFkSb9WcbDK	113	2OMCQq8H6caZacNtcfYpxu	172	3YYocbj3wZnTgNGOR6f4UP
55	1F4yiRNKcSc2iegXvZJhdt	114	2OWfFcpR7ZyZ4gTEsBs4jp	173	3ISnADuflQah2WBZwRvcUc
56	1FDMJ0sheMse5ELss1p7s0	115	2SmOuisWgy7fzDRVsHop7N	174	3lfnCHt0tiE1haiPxpH13
57	1Fye8VOMQIXtBo02TpnWD	116	2UCBiS5Mmy000oa6d0CtU2	175	3mWP6hxaJJUwrq3XPrL5Io
58	1GxyxyGgHGexd8R2pbK7Qm	117	2VTRt66kaDC3tf46MbLmqL	176	3n4xyM2DxXysndck4ITJ54
59	1JfK7hDkIsfUgs59fCRlyb	118	2WTnavRNA9TwbN8EGVAfKf	177	3nxaPqAOxUxkLlhbvmv4t

## Lampiran 2. ID Lagu Klasik yang digunakan (Lanjutan)

No	ID	No	ID	No	ID
178	3psC9TLdjg8bRi1DFOHX7	237	54cHPuXqHXA1Dik5xXouml	296	6OIJGc3LuGqklWmGR9kITz
179	3qwVqJyXKNiPZLz9VBMd6r	238	5Aa47AbKjyWhXitZm2wslX	297	6Pc4JvB3Lz4HnfXge5bKR
180	3rZHcl0zwpVvywe6JutBBVT	239	5BqJXc1jXeseC5supMnAJg	298	6QQSpX2v3qzrYmmXAtEXA
181	3td1fjlkofqiAec89leNDI	240	5DmiFGgPMz8bupvKhrAtu4	299	6Sd8oJpKHsq7nndrC2L56n
182	3uLsZpdHrJsR9AjrrxMI66	241	5Gyd42klryOE8izR81Tr06	300	6UPILy9ShPCLF5th2AV4pq
183	3yNHtmi0SbMzddwVrFg98i	242	5HeUslmQihhRWrB65zUlr9	301	6Uk28Hs2MulezLxMrd1rBD
184	3yuT0scKVftXzkGh5pNsQe	243	5I5CZ3uWpdMYzOH2ihikcR	302	6WK6PggSgVfeMZNiYUajdc
185	3zjrpffXUQRMQso4o58Dik	244	5J9fbstJ4SBguSBkXqEhNF	303	6XckdUVActJ5U0sPslTjPv
186	41XTpzfjYzo3qJ67fMEll	245	5KoOanQdKdkaAEu7VvNUog	304	6XnZfIpVlPeup1kVw4ui
187	41g83Usxjh9TRoxNGGqTTU	246	5ORYSvboqZ3pR2ziLmCfWu	305	6bOrPwCAb281eA0zCXCvW1
188	43bSKCMWHluBsUVmQcDX1J	247	5Q4UPCZOi0IliDnGzArbT	306	6eQ8TRYZiglvw0Xcdy76oy
189	44tnk3aAHP80y3taeGtyAD	248	5RkFbv7sfZk9OoalDUPe7R	307	6lldGkQZUvkU9HfT6cdTFR
190	46Jsxl6tGMzpidW6CY40H	249	5TqkByfDucYaU7vwm4RUL	308	6lnttZF0hDaVvYZBEgpJ3I
191	46XqsqyES0mAMQnq46gzH	250	5UUNrbwbYikNshq22NNKrX	309	6ppEd5kP62PtytKINNiTbR
192	49EwprNNoyCeATclK13A4G	251	5WDKvW847gjX0S3szpeOq0	310	6rNj2cPJICSoNh9975LUaG
193	49UFcP1xlcuxwkrCgDhxos	252	5X2ZJuvHARhAna3Nqx4ISN	311	6tnrOQ787FX1VpRxcqrLSl
194	49ow4D5a5Buln5bZ2tgjip	253	5YX5fWefXp0HEOE9tm19n8	312	6uILUw1IRff6k3jLzEvSE0
195	4A93McCZ8PxYOmAih0N7Lx	254	5YmNpuasEtEP2DmFNpE37x	313	6vS8JCT9WqTFeAuu8smjRF
196	4BIM6AO7T0tqxcY9qMHLuc	255	5a23S62s8irJ0ZIA5U3kRN	314	6ymNgbCndFF5rQ9CLDpEk
197	4EboQ4MODsqFWP00zSnJpf	256	5aswl50libdWwEMXfukicq	315	70mZwr5zctUTlitrA5T2N4
198	4F6FDcjqjIMXIPkKViuJk6	257	5b6IE6KqvTHodaGs5Ara9m	316	7125Z776uNesKF0pNYU3IU
199	4GoNXwMrkNfvifDKI4oSj	258	5bi8ryL6gy6a1BRXOf43y9	317	71k0xIGIR7Bs5YKuLzxmQF
200	4i6HkEua4IhkyBoPyeWi7O	259	5dqy962JrwbZ0ezwr1at2A	318	72pkGRNRpY8dwgO4qRgzFR
201	4JGyMnPiJO9ArabchJtwGB	260	5eJSliseOusMj76vBvN5Y	319	733pQ5s5DyaUXAtiNlZDyq
202	4JV1xSWXGxnmymc0mC17i8h	261	5epUHeVcnfDyAZHKgs139k	320	73xP6g389aDrbQD5OKMwwD
203	4JuvR6ellstV2OCd8hDr8	262	5f1pRGLtLoBRUg1AmzaYzq	321	76cAbp5L5ei3ONbiNW9mmU
204	4K4rEbcfGepw3xk3GBGaup	263	5fipPz8duUuH1DJ6stL89X	322	77nbdxzQ60z7we2MYIINL
205	4MOhZaXRCWJb7zwWbOKx7f	264	5hB8iY9QMyGp8aARCn4dF	323	78dv9BM2N8QlOvrNE2Cv1I
206	4MAXGAYV1VYA0YQKW3GcAS	265	5ilwnEbZ37MD5hsx1j1q7Sq	324	7A7JKxTKfbyKBKX05vDPAA
207	4O7q4mtcvtiakSjbZ6gsnw	266	5n7BS5lcl53eeq6dwP5RHE	325	7ACfJ9JAWfZjV4Qj5V80Q
208	4Pebamf3sEdhuZFpsgTQkj	267	5ouJFrFmVd0ooz13hyJmrA	326	7By5H25Fc6xdrrmShw6qD6
209	4QCewnaXjBDejsS8713Bt9	268	5pLgeOtcD1FEE7TxXDTfnU	327	7CzVQtXvCnGqzgbDKWRtnK
210	4VE4odVTvgmiKusEK8g08u	269	5pTENYzufDGAWBRvLXNDzX	328	7G8ZWmAmEANvyFtyQZNY2W
211	4WhWxSgIGes69HwSjGYM1q	270	5pjDwtMPly0cNMbuGXhUOI	329	7G8c3rX8dmlzO16LY1W0Wx
212	4Y1oZ40H9syAkV2FO3W16L	271	5sOy2Ea1nDUvv8o5e2zdWu	330	7GqiGecEuxONKpchrYol8I
213	4b1jbtQR6d278R96dFbMK	272	5sSNo5SWNWhC4pFsh5ta2C	331	7GtdLN1qmK5vs7Mo1GccPd
214	4dGkPPLnlDvgogqpyaAjbC	273	5sd3rRv0o99f8YHbnr9ODD	332	7JYTD0SEnjLo7onuE54dBg
215	4eBpYVFS1NqNaMmMBU3p1O	274	5tZRpSED7xwhNGex1NLKx0	333	7MmjZM6tc63ctllz81s70
216	4ehLDaV8MJRwsnGo3VCnwZ	275	5uVtVlZiGw42HhdM2R8Nhk	334	7dMKKLuDqwGxPN29dmlae9
217	4fVx1fBzvAwwa9TJA9EaJ5	276	5v07drgjCUVD2wCmpOPHL	335	7eiTrJ0Q60aF5XeUqgUoDB
218	4frlBTwg0JD27j03extJc5	277	5v6wyZxcFDWtaA4hJxhu3p	336	7fU4nXyrATeFtNvE1KY7tf
219	4jalcLz6wAcGCDAVnx4x6U	278	5wj1jIX9LEsNU5EOR4ohUa	337	7faWy3kAy0GkTqAzkUBhCf
220	4kFj3UgPIF9QnvQecwPv1p	279	5zCdvDqjogGRbtq3D7HDAg	338	7gkx549D6By7oKON2qxztj
221	4mgLcAlGVuDgWkioFpDdx4	280	5zuX6Uk1ucWanEnrXsB2NW	339	7ipHx0jgei0eK8xn3xokLIL
222	4q8f3Ls32PcXE8Ks4V1ufx	281	64ajvutf05o9bafgqiLjY	340	7j9571j13pT0j2UlvITFDi
223	4rjnWmrSRqXVkfWdKMG3pV	282	64gNY91aF5i2tOdjHn60hL	341	7lvuhPLyPCsZqqC5nowJHo
224	4tTiH0TRCBZrbnf4pQuTq7	283	65wDjaVcrCCtlbqzP4xtzS	342	7mdguNblK4oi7eRD7VYp8x
225	4uHrhJu7PXvTvkvKvVfva	284	67TCAXle154ZGDNaWceqxC	343	7neoykgx1wqVu8bIU0CBfl
226	4uew5SER845c4iNj4sl8jG	285	69elXfxZhkOaicyzlF9xP	344	7oTCu38AeZt4UovsUjQpoc
227	4vPOVeC2VM7Y7WGzK7ws9f	286	6AN0x2z8UcRoTBlewkB7ZV	345	7pO2H7TIQJrnKCUzaiOutZ
228	4wXAUeDoHsS4pOcjWpvd8O	287	6D8XYvnmffHtmUIJIMUoR	346	7pybYes0otz2EjFVuZcfKv
229	4y2jzFB3yiscA1wPlt1LsC	288	6F4DRWroJJAmbWtxdQY0	347	7qNlmpT3ANKIOTIV9J7Vx
230	4yBBIQL47FzaOsJTa4NkC1	289	6lLkT7M5vFKCN869KBlkZj	348	7qSq4zxpPCK5TmktwPpsnR
231	4yjAo21rxoRlMhoojluCeN	290	6MAA8MH0PJ2Q6k8b4n1Hun	349	7uYe05Pst8IKm4yy9RRMlx
232	50VVIZROGaRoAwNqAMxA6B	291	6N16Wp4uxUz21h7sX7fBpm	350	7xGcLLek1de0171IH28DeM
233	52znCmC38pelnsEwll3Qg	292	6Nkf1AEIbZtkHLmKJQLpMe		
234	53h5t5KGtYj4DXh08JkDy	293	6NzfVrlVQ7neQahyrYdq5d		
235	53uc971drfYBCb09f7LlLw	294	6O7Q9HyON59YqDdbZgRu9B		
236	54UvxfsndyDbbJkKJLdeq	295	6ORSmdBTgRkfr8hvnXBeP8		

### Lampiran 3. *Syntax Program R*

```
getwd()
data=read.csv("pop2803.csv",header = TRUE)
str(data)

#min-max normalization
data$loud=(data$loud-min(data$loud))/(max(data$loud)-
min(data$loud))
data$tempo=(data$tempo-min(data$tempo))/(max(data$tempo)-
min(data$tempo))

#data partition
set.seed(222)
ind=sampl(2,nrow(data),replace = TRUE, prob = c(0.7,0.3))
training=data[ind==1,]
testing=data[ind==2,]

#export to excell
write.csv(training, "F:/Tugas Akhir/baru/traininkFIX.csv")
write.csv(testing, "F:/Tugas Akhir/baru/testinkFIX.csv")

#neural network
library(neuralnet)
n=neuralnet(playlist~acou+dance+energy+loud+speech+tempo+val,
            data = training,
            hidden = c(4),
            err.fct="ce"
            linear.output = FALSE,
            algorithm = "backprop",
            learningrate = 0.01)
plot(n)

#prediction
output=compute(n,training[-1])
output
head(output$net.result)
head(training[1,])

#confusions matrix & missclasification error - training
p1=output$net.result
pred1=ifels(p1>0.5,1,0)
tab1=table(pred1,training$playlist)
tab1

1-sum(diag(tab1))/sum(tab1)

#confusions matrix & missclasification error - testing
output=compute(n,testing[,-1])
p2=output$net.resut
pred2=ifelse(p2>0.5,1,0)
tab2=tab1(pred2,testing$playlist)
tab2

1-sum(diag(tab2))/sum(tab2)
```