

**MENGATASI *COLD-START PROBLEM* MENGGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* UNTUK SISTEM REKOMENDASI PADA *GAME* DESTINASI WISATA KOTA BATU**

**SKRIPSI**

Oleh :

**DYAH WARDANI**  
**NIM. 17650056**



**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2022**

**MENGATASI *COLD-START PROBLEM* MENGGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* UNTUK SISTEM REKOMENDASI PADA *GAME* DESTINASI WISATA KOTA BATU**

**SKRIPSI**

Oleh :

**DYAH WARDANI**  
**NIM. 17650056**

Diajukan kepada:

Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang  
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S. Kom)

**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2022**

**LEMBAR PERSETUJUAN**

**MENGATASI COLD-START PROBLEM MENGGUNAKAN ARTIFICIAL  
NEURAL NETWORK UNTUK SISTEM REKOMENDASI PADA GAME  
DESTINASI WISATA KOTA BATU**

**SKRIPSI**

Oleh :

**DYAH WARDANI**  
**NIM. 17650056**

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji

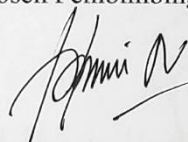
Tanggal: 6 Juni 2022

Dosen Pembimbing I



Dr. Yunifa Miftachul Arif, M.T  
NIP. 19830616 201101 1 004

Dosen Pembimbing II



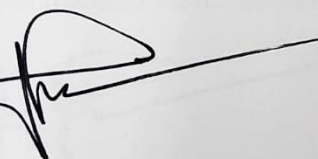
Hani Nurhayati, M. T  
NIP. 19780625 200801 2 006

Mengetahui,

Ketua Jurusan Teknik Informatika

Fakultas Sains dan Teknologi

Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPM  
NIP. 19771020 200912 1 001

**LEMBAR PENGESAHAN**  
**MENGATASI COLD-START PROBLEM MENGGUNAKAN ARTIFICIAL  
NEURAL NETWORK UNTUK SISTEM REKOMENDASI PADA GAME  
DESTINASI WISATA KOTA BATU**

**SKRIPSI**

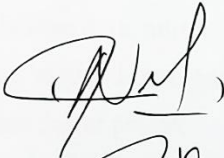



Oleh :

**DYAH WARDANI**  
**NIM. 17650056**

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi  
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan  
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S. Kom)  
Tanggal: 6 Juni 2022


**Susunan Dewan Penguji**

- |                       |                                                                       |
|-----------------------|-----------------------------------------------------------------------|
| 1. Penguji Utama      | : <u>Fresy Nugroho, M. T</u><br>NIP. 19710722 201101 1 001            |
| 2. Ketua Penguji      | : <u>Juniardi Nur Fadila, M. T</u><br>NIP. 19920605 201903 1 015      |
| 3. Sekretaris Penguji | : <u>Dr. Yunifa Miftachul Arif, M.T</u><br>NIP. 19830616 201101 1 004 |
| 4. Anggota Penguji    | : <u>Hani Nurhayati, M.T</u><br>NIP. 19780625 200801 2 006            |

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



  
**Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPM**  
NIP. 19771020 200912 1 001

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Penulis yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Dyah Wardani

NIM : 17650056

Jurusan : Teknik Informatika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : Mengatasi *Cold-start Problem* Memggunakan *Artificial Neural Network* untuk Sistem Rekomendasi pada *Game* Destinasi Wisata Kota Batu

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang penulis tulis ini benar – benar merupakan hasil karya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang penulis akui sebagai hasil tulisan atau pikiran penulis sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka penulis bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 6 Juni 2022  
Yang membuat pertanyaan,



Dyah Wardani  
NIM. 17650056

## **MOTTO**

*“Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya”*

QS. Al – Baqarah 286

## **HALAMAN PERSEMBAHAN**

Puji syukur kehadiran Allah SWT, atas limpahan karunia-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Shalawat serta salam tak lupa ucapkan kepada Nabi Muhammad SAW. Penulis persembahkan skripsi ini kepada kedua orang tua penulis yang menjadi motivasi utama untuk mengerjakan skripsi ini. Kepada Bapak Mohamad Arifin dan Ibu Endang Retnowati yang tiada henti selalu mendoakan dan mendukung penulis hingga tahap ini dan tahap selanjutnya, penulis mengucapkan terima kasih yang sangat mendalam. kepada keluarga besar yang mendoakan dan membantu penulis dalam penyelesaian skripsi ini. Semoga kebaikan, rahmat dan perlindungan Allah SWT senantiasa tercurah kepada mereka semua. Amin.

## KATA PENGANTAR

*Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.*

Syukur alhamdulillah penulis haturkan kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan Rahmat dan Hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “**Mengatasi *Cold-start Problem* Menggunakan *Artificial Neural Network* untuk Sistem Rekomendasi pada *Game* Destinasi Wisata Kota Batu**” sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana pada Program Studi Teknik Informatika jenjang Strata-1 Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini tak luput dari dukungan dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segenap kerendahan hati penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua penulis yang telah memberikan dukungan baik secara moril maupun materil sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, MA, selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang beserta jajarannya.
3. Dr. Sri Harini, M. Si, selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang beserta jajarannya.
4. Dr. Fachrul Kurniawan ST., M.MT., IPM, selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang beserta jajarannya.



5. Dr. Yunifa Miftachul Arif, M. T dan Hani Nurhayati, M. T selaku Dosen Pembimbing skripsi, yang telah meluangkan waktu untuk membimbing dan memberikan masukan selama penyusunan skripsi hingga selesai.
6. Fresy Nugroho, M. T dan Juniardi Nur Fadila, M. T selaku Dosen Penguji yang telah memberikan saran dan arahan kepada penulis dalam proses penyelesaian skripsi ini.
7. Seluruh Dosen dan Jajaran Staf Jurusan Teknik Informatika yang telah memberikan ilmu bermanfaat kepada penulis, serta secara tidak langsung ikut terlibat dalam penyusunan skripsi ini.
8. Teman – teman Teknik Informatika Angkatan 2017 “Unocore” yang telah membantu bertukar pikiran dan mendukung dalam proses penyelesaian skripsi.
9. Teman – teman seperbimbingan yang telah membantu dan memberi motivasi dalam proses penyelesaian skripsi.
10. Tak lupa teman – teman terdekat penulis yang selalu mendoakan dan memberikan motivasi yang dapat membangun semangat penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
11. Semua pihak yang ikut membantu dalam penyusunan skripsi hingga selesai.
12. *Last but not least*, terimakasih untuk penulis sendiri yang sudah bekerja keras dan semangat dalam menyelesaikan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih terdapat kekurangan dan penulis berharap semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat kepada para pembaca termasuk penulis sendiri.

*Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.*

## DAFTAR ISI

<b>LEMBAR PERSETUJUAN</b> .....	Error! Bookmark not defined.
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	Error! Bookmark not defined.
<b>PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN</b> .....	Error! Bookmark not defined.
<b>MOTTO</b> .....	vi
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b> .....	vii
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	viii
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xi
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xiii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xv
<b>ABSTRAK</b> .....	xvii
<b>ABSTRACT</b> .....	xviii
المخلص .....	xix
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Pernyataan Masalah.....	10
1.3 Tujuan Penelitian.....	11
1.4 Batasan Masalah.....	11
1.5 Manfaat Penelitian.....	11
1.6 Sistematika Penulisan.....	11
<b>BAB II STUDI PUSTAKA</b> .....	<b>13</b>
2.1 Penelitian terkait.....	13
2.2 Landasan teori .....	17
2.2.1 Wisata Kota Batu .....	17
2.2.2 <i>Game</i> destinasi wisata.....	19
2.2.3 Sistem Rekomendasi .....	22
2.2.4 <i>Artificial Neural Network</i> (ANN) .....	33
2.2.5 Pengukuran nilai <i>error/loss function</i> .....	42
2.2.6 Pengukuran Nilai Akurasi .....	42
<b>BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM</b> .....	<b>45</b>
3.1 Deskripsi Sistem.....	45
3.2 Desain Sistem .....	45
3.3 Perancangan Sistem.....	48
3.3.1 Flowchart Metode <i>Artificial Neural Network</i> .....	49
3.3.2 Rancangan Metode <i>Artificial Neural Network</i> .....	51
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....	<b>63</b>
4.1 Implementasi Perangkat .....	63
4.1.1 Perangkat Lunak.....	63
4.1.2 Perangkat Keras .....	63

4.2	Impementasi <i>User Interface</i> .....	64
4.2.1	Tampilan <i>Main Menu</i> .....	64
4.2.2	Tampilan <i>Description</i> .....	64
4.2.3	Tampilan <i>Input Preferensi</i> .....	65
4.2.4	Tampilan Hasil Rekomendasi .....	65
4.2.5	Tampilan <i>Game</i> .....	66
4.3	Implementasi <i>Artificial Neural Network</i> .....	67
4.3.1	<i>Training data</i> .....	68
4.3.2	Implementasi <i>Feedforward Neural Network</i> dalam <i>Unity</i> .....	81
4.4	Pengujian Sistem .....	84
4.4.1	Metode <i>Collaborative Filtering</i> .....	84
4.4.2	Metode <i>Artificial Neural Network</i> .....	89
4.5	Integrasi Sains Islam.....	96
<b>BAB V</b>	<b>PENUTUP</b> .....	<b>98</b>
5.1	Kesimpulan.....	98
5.2	Saran .....	98
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>		
<b>LAMPIRAN</b>		

## DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Preferensi jenis kelamin .....	28
Tabel 2. 2 Prefrensi umur.....	28
Tabel 2. 3 Preferensi pekerjaan.....	29
Tabel 2. 4 Preferensi hobi/kesukaan .....	30
Tabel 2. 5 Preferensi tujuan berwisata .....	30
Tabel 2. 6 Preferensi status perkawinan.....	31
Tabel 2. 7 Preferensi daerah asal.....	31
Tabel 2. 8 Preferensi teman perjalanan .....	32
Tabel 2. 9 Preferensi pendidikan terakhir .....	32
Tabel 2. 10 Preferensi <i>repetition</i> .....	32
Tabel 2. 11 <i>Confussion matrix</i> .....	43
Tabel 3. 1 <i>Input</i> preferensi pengguna.....	52
Tabel 3. 2 Batasan nilai preferensi pengguna .....	52
Tabel 3. 3 Normalisasi <i>input</i> data <i>testing</i> ke-1.....	54
Tabel 3. 4 Item wisata .....	55
Tabel 3. 5 <i>Output</i> biner data ke-1.....	56
Tabel 3. 6 Nilai <i>update</i> bobot dan bias dari <i>input layer</i> ke <i>hidden layer 1</i> .....	56
Tabel 3. 7 <i>Output</i> prediksi data <i>testing</i> ke-1 .....	61
Tabel 4. 1 Hasil <i>score chi square</i> .....	68
Tabel 4. 2 Parameter <i>training</i> percobaan ke-1 .....	70
Tabel 4. 3 Nilai <i>update</i> bobot dan bias dari <i>input layer</i> ke <i>hidden layer 1</i> .....	72
Tabel 4. 4 Parameter <i>training</i> percobaan ke-2.....	73
Tabel 4. 5 Nilai <i>update</i> bobot dan bias dari <i>input layer</i> ke <i>hidden layer 1</i> .....	73
Tabel 4. 6 Parameter <i>training</i> percobaan ke-3 .....	75
Tabel 4. 7 Nilai <i>update</i> bobot dan bias dari <i>input layer</i> ke <i>hidden layer 1</i> .....	77
Tabel 4. 8 Parameter <i>training</i> percobaan ke-4.....	78
Tabel 4. 9 Nilai <i>update</i> bobot dan bias dari <i>input layer</i> ke <i>hidden layer 1</i> .....	80
Tabel 4. 10 Data <i>rating</i> wisatawan .....	85
Tabel 4. 11 Hasil <i>similarity</i> pengguna 7 .....	86

Tabel 4. 12 Sampel pengguna uji metode <i>collaborative filtering</i> .....	86
Tabel 4. 13 Hasil <i>similarity</i> pengguna 6 .....	87
Tabel 4. 14 Prediksi <i>rating</i> pengguna 6 .....	88
Tabel 4. 15 Rekomendasi destinasi wisata pengguna 6 .....	88
Tabel 4. 16 Normalisasi data pengguna 7 .....	89
Tabel 4. 17 <i>Output</i> prediksi pengguna 7 .....	93

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Model <i>neuron</i> sederhana .....	34
Gambar 2. 2 <i>Single layer network</i> .....	35
Gambar 2. 3 <i>Multilayer network</i> .....	36
Gambar 2. 4 Fungsi aktivasi identitas .....	37
Gambar 2. 5 Fungsi aktivasi ReLU.....	38
Gambar 2. 6 Fungsi aktivasi sigmoid biner ( <i>logsig</i> ).....	39
Gambar 2. 7 Fungsi aktivasi sigmoid bipolar ( <i>tansig</i> ).....	39
Gambar 2. 8 <i>Multilayer perceptron</i> dengan 1 <i>hidden layer</i> .....	41
Gambar 3. 1 Diagram blok sistem menggunakan <i>collaborative filtering</i> .....	46
Gambar 3. 2 Diagram blok sistem menggunakan <i>artificial neural network</i> .....	47
Gambar 3. 3 <i>Flowchart</i> metode <i>artificial neural network</i> .....	49
Gambar 3. 4 <i>Flowchart</i> proses <i>training</i> .....	50
Gambar 3. 5 <i>Flowchart</i> proses <i>testing</i> .....	51
Gambar 3. 6 Arsitektur jaringan 10 - 5 - 3 - 1 - 14 .....	58
Gambar 4. 1 Tampilan <i>main menu</i> .....	64
Gambar 4. 2 Tampilan <i>description</i> .....	65
Gambar 4. 3 Tampilan <i>input</i> preferensi .....	65
Gambar 4. 4 Tampilan hasil rekomendasi wisata .....	66
Gambar 4. 5 Tampilan <i>gameplay</i> .....	66
Gambar 4. 6 Grafik akurasi 10 dan 5 <i>input</i> data .....	68
Gambar 4. 7 Hasil grafik <i>chi square</i> .....	67
Gambar 4. 8 Grafik akurasi 2 fungsi aktivasi .....	70
Gambar 4. 9 Grafik akurasi dan <i>loss</i> arsitektur jaringan 5 - 1 - 5 - 4 - 14 .....	71
Gambar 4. 10 Arsitektur jaringan 5 - 1 - 5 - 4 - 14.....	72
Gambar 4. 11 Grafik akurasi dan <i>loss</i> arsitektur jaringan 5 - 3 - 3 - 7 - 14 .....	74
Gambar 4. 12 Arsitektur jaringan 5 - 3 - 3 - 7 - 14.....	75
Gambar 4. 13 Grafik akurasi dan <i>loss</i> arsitektur jaringan 5 - 4 - 7 - 9 - 14.....	76
Gambar 4. 14 Arsitektur jaringan 5 - 4 - 7 - 9 - 14.....	77
Gambar 4. 15 Grafik akurasi dan <i>loss</i> arsitektur jaringan 5 - 7 - 5 - 3 - 14 .....	78

Gambar 4. 16 Arsitektur jaringan 5 – 7 – 5 – 3 – 14.....	79
Gambar 4. 17 Grafik <i>loss</i> dari hasil keempat <i>training</i> .....	81
Gambar 4. 18 Grafik akurasi dari keempat hasil <i>training</i> .....	81
Gambar 4. 19 Grafik <i>output</i> prediksi dengan aktual data <i>testing</i> .....	94



## ABSTRAK

Wardani, Dyah. 2022. *Mengatasi Cold-start Problem Menggunakan Artificial Neural Network untuk Sistem Rekomendasi Pada Game Destinasi Wisata Kota Batu*. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Sains Dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Yunifa Miftachul Arif, M. T. (II) Hani Nurhayati, M. T.

---

**Kata Kunci :** *Cold-start Problem, Artificial Neural Network (ANN), Sistem Rekomendasi, Game Wisata Kota Batu.*

Tingkat perkembangan pariwisata di Indonesia semakin meningkat dan menarik pengunjung wisata. Berdasarkan Badan Pusat Statistik 2020 perkembangan tersebut mencapai hingga 16,11 juta kunjungan wisatawan mancanegara. Hal ini menunjukkan bahwa Indonesia dapat membangun perekonomian dengan cara meningkatkan sektor industri yang kreatif dengan keanekaragaman destinasi wisata yang ada di Indonesia. Salah satu Kota yang memiliki daya tarik wisata yaitu Kota Batu yang terletak di Provinsi Jawa Timur. Kota Batu dijuluki sebagai kota wisata dan agropolitan yang memiliki aneka ragam destinasi wisata baik wisata buatan, budaya, alam, dan lain – lain. Dengan banyaknya destinasi wisata Kota Batu menyebabkan wisatawan menjadi bingung untuk berwisata, terutama wisatawan baru yang sebelumnya belum pernah berwisata di Kota Batu. Oleh karena itu, dibutuhkan *recommender system* yang dapat menghasilkan rekomendasi destinasi wisata kepada wisatawan baru dengan media yang tidak bosan yaitu dengan memainkan permainan destinasi wisata. Pada penelitian ini akan membahas cara mengatasi kelemahan dari pendekatan sistem rekomendasi yaitu *cold-start problem*. *Cold-start problem* terjadi ketika pengguna baru (wisatawan baru) tidak mendapatkan rekomendasi dari sistem karena tidak terdapat rating yang diberikan pada item atau sistem yang kekurangan informasi data pengguna. Oleh karena itu, dibutuhkan data preferensi pengguna baru untuk dipelajari/diolah menggunakan metode *Artificial Neural Network*. Berdasarkan perbandingan metode *collaborative filtering* dengan ANN menunjukkan bahwa metode ANN lebih baik dalam mengatasi *cold-start problem*. Input data yang digunakan dalam mengolah data menggunakan metode ANN berupa lima preferensi pengguna (pekerjaan, hobi, daerah asal, teman perjalanan, dan *repetition*) sedangkan outputnya berupa rekomendasi destinasi wisata yang sebelumnya telah diberikan oleh responden dalam kumpulan data preferensi pengguna. Data *training* dilatih hingga menghasilkan arsitektur jaringan yang tepat, kemudian nilai *update* bobot dan bias digunakan untuk menentukan rekomendasi destinasi wisata kepada data pengguna uji (*testing*). Terdapat 46 data pengguna baru yang digunakan sebagai data pengguna uji dan menghasilkan akurasi sebesar 67,235% dalam menentukan rekomendasi destinasi wisata Kota Batu.

## ABSTRACT

Wardani, Dyah. 2022. *Overcoming Cold-start Problem Using Artificial Neural Network for Recommendation System in Batu City Tourist Destination Game*. Thesis. Department of Informatics Engineering, Faculty of Science and Technology, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Counselor: (I) Dr. Yunifa Miftachul Arif, M. T. (II) Hani Nurhayati, M. T.

---

**Keywords :** *Cold-start problem, Artificial Neural Network (ANN), Recommendation System, Batu City Tour Game.*

The level of tourism development in Indonesia is increasing and attracting the attention tourists visitors. Based on the 2020 Central Statistics Agency, this development reached up to 16,11 million foreign tourist visits. This shows that Indonesia can build the economy by increasing the creative industrial sector with the diversity of tourist destinations in Indonesia. One of the cities that has an interesting tourist attraction is Batu City which is located in East Java Province. Batu City is dubbed as a tourist and agropolitan city which has a variety of tourist destinations, both artificial, cultural, natural, and others. With so many tourist destinations in Batu City, tourists are confused about traveling, especially new tourists who have never travelled in Batu City before. Therefore, we need a recommendation system for tourist destinations to new tourists with media that are not bored, namely by playing tourist destination games. This study, we will discuss how to overcome the weakness of the recommendation system approach, namely the cold-start problem. Cold-start problems occur when new users (new tourists) do not get recommendations from the system because there is no rating given to items or the system lacks user data information. Therefore, new user preference data is needed to be processed using the Artificial Neural Network method. Based on the comparison of the Collaborative Filtering method with the ANN, it shows that the ANN method is better at overcoming the cold-start problem. The input data used in processing the data using the ANN method are in the form of five user preferences (job, hobby, area of origin, travel companion, and repetition) while the output is in the form of tourist destination recommendations that have been the user preference data collection. The training data is trained to produce the right network architecture, then the updated weight and bias values are used to determine tourist destination recommendations for testing user data. There are 46 new tourist data that are used as test user data and produce an accuracy of 67,235% in determining recommendations for Batu City tourist destinations.

## الملخص

ورداني، دياہ. ٢٠٢٢. التغلب على مشكلة البداية الباردة باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية لنظام التوصية في لعبة الوجهة السياحية لمدينة باتو. بحث جامعي. قسم الهندسة والمعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، الجامعة مولانا مالك إبراهيم بمالانج. المشرف: (١) يونيفة مفتاح العارف، الماجستير (٢) هاني نورهايتي، الماجستير

**الكلمات المفتاحية:** مشكلة البداية الباردة، الشبكة العصبية الاصطناعية (آن)، نظام التوصية، لعبة السياحة في مدينة الحجر

مستوى التنمية السياحية في إندونيسيا أخذ في الازدياد ويجذب انتباه السياح، كل من السياح المحليين والأجانب. بناء على الجهاز المركزي للإحصاء لعام ٢٠٢٠، وصل التطور إلى ١٦,١١ مليون زيارة سياحية أجنبية. هذا يدل على أن إندونيسيا يمكنها بناء الاقتصاد من خلال زيادة القطاع الصناعي الإبداعي مع مجموعة متنوعة من الوجهات السياحية في إندونيسيا. واحدة من المدن التي لديها جاذبية سياحية مثيرة للاهتمام هي مدينة باتو الواقعة في مقاطعة جاوة الشرقية. يطلق على مدينة باتو اسم المدينة السياحية والزراعية التي تضم مجموعة متنوعة من الوجهات السياحية سواء السياحة الاصطناعية أو الثقافة أو الطبيعة وغيرها. يشار إلى ذلك من خلال الحصول على جائزتين في جائزة جاوة الشرقية للسياحة (إيجتا) التي نظمها مكتب الثقافة والسياحة في مقاطعة جاوة الشرقية في عام ٢٠٢٠. مع العديد من الوجهات السياحية، تتسبب مدينة باتو في الخلط بين السياح للسفر، وخاصة السياح الجدد الذين لم يسبق لهم السفر في مدينة باتو. لذلك، هناك حاجة إلى نظام توصية يمكنه تقديم توصيات للوجهات السياحية للسياح الجدد مع وسائل الإعلام التي لا تشعر بالملل من خلال لعب لعبة الوجهات السياحية. في هذه الدراسة سوف يناقش كيفية التغلب على نقاط الضعف في نهج نظام التوصية هي مشكلة البداية الباردة. تحدث مشاكل البدء البارد عندما لا يحصل المستخدمون الجدد (المسافرون الجدد) على توصية من النظام لأنه لا يوجد تصنيف معين على العنصر أو يفتقر النظام إلى معلومات بيانات المستخدم. لذلك، هناك حاجة إلى بيانات تفضيل المستخدم الجديدة التي يمكن تعلمها / معالجتها باستخدام أساليب الشبكة العصبية الاصطناعية. واستنادا إلى المقارنة بين طريقة الترشيح التعاوني مع أن أظهرت أن طريقة آن هو أفضل في التغلب على مشكلة بداية الباردة. إدخال البيانات المستخدمة في معالجة البيانات باستخدام طريقة آن في شكل خمسة تفضيلات المستخدم (العمل، هواية، منطقة المنشأ، الصحابة السفر، والتكرار) في حين أن الإخراج هو توصية من الوجهات السياحية التي سبق أن أعطيت من قبل المشاركين في مجموعة البيانات تفضيلات المستخدم. يتم تدريب بيانات التدريب لإنتاج بنية الشبكة الصحيحة، ثم يتم استخدام قيمة وزن التحديث والتحيز لتحديد توصية الوجهات السياحية لاختبار بيانات المستخدم (الاختبار). كان هناك ٤٦ بيانات المستخدم الجديدة المستخدمة كبيانات المستخدم اختبر وأسفرت عن دقة ٦,٣٥% في تحديد توصية من الوجهات السياحية لمدينة باتو.



# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Perkembangan pariwisata di Indonesia adalah bagian yang menarik untuk berkembangnya suatu negara. Pariwisata merupakan salah satu hal yang dapat membangun perekonomian Indonesia lebih maju. Tidak hanya lingkup perekonomian, pariwisata juga dikembangkan untuk memperkenalkan budaya dan sejarah Indonesia. Berdasarkan (Badan Pusat Statistik, 2020) kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia mencapai hingga 16,11 juta kunjungan. Kunjungan tersebut termasuk kunjungan yang tertinggi selama 5 tahun terakhir (2015 – 2019), dan setiap tahunnya mengalami peningkatan yang cukup signifikan. Selain wisatawan mancanegara, wisatawan domestik pun ikut serta dalam mengembangkan pariwisata di Indonesia. Salah satunya yaitu membangun perekonomian Indonesia dengan cara meningkatkan sektor industri yang kreatif, perhotelan dan lain – lain. Berdasarkan penjelasan diatas menunjukkan bahwa pariwisata di Indonesia memiliki aneka ragam wisata yang membuat wisatawan mancanegara maupun domestik tertarik.

Pariwisata dapat diartikan sebagai perjalanan jauh yang dilakukan dengan tujuan untuk rekreasi ataupun liburan. Adanya tempat rekreasi atau tempat wisata ini dapat memberikan manfaat yang berguna bagi pengelola maupun wisatawan. Dalam islam juga dijelaskan bahwa pariwisata akan memberikan dampak yang signifikan dalam perkembangannya berdasarkan pedoman yang kuat dari Al Qur'an dan Hadist. Salah satunya adalah dengan memberikan manfaat yang berguna berarti

memberikan rezeki kepada umat Allah SWT. Salah satu ayat Al-Qur'an yang terkait yaitu surah Al-Mulk ayat 15 yang berbunyi :

هُوَ الَّذِي خَلَقَ لَكُمْ الْأَرْضَ ذُلُولًا فَامشُوا فِيهَا مَنَاكِبَهَا وَكُلُوا مِنْ رِزْقِهِ وَإِلَيْهِ النُّشُورُ

*Dialah yang menjadikan bumi untuk kamu yang mudah dijelajahi, maka jelajahilah di segala penjurunya dan makanlah sebagian dari rezeki-Nya. Dan hanya Kepada-Nyalah kamu (kembali setelah) dibangkitkan.*

Berdasarkan uraian ayat di atas yaitu sebagai pengingat bahwa Allah SWT telah memberikan rezeki melalui segala bentuk, salah satunya adalah berkelana atau melakukan perjalanan. Kandungan ayat tersebut telah dijelaskan dalam kitab tafsir Jalalain yaitu “(Dialah yang menjadikan bumi itu mudah bagi kalian) pada semua arahnya (dan makanlah sebagian dari rezeki-Nya) yang sengaja diciptakan buat kalian. (Dan hanya kepada-Nyalah kalian dibangkitkan) dari kubur untuk mendapatkan pembalasan.”

Indonesia merupakan negara yang memiliki keanekaragaman destinasi wisata. Menurut (Statistik, 2020) tentang sebaran jumlah perjalanan wisata nusantara menurut Provinsi tujuan, Jawa Timur merupakan Provinsi yang tertinggi yaitu sebesar 18,64% dari sembilan Provinsi. Pembuktian tersebut menunjukkan bahwa Provinsi Jawa Timur memiliki tingkat perkembangan pariwisata yang maju dan tingkat ketertarikan bagi wisatawan sebagai tempat tujuan berwisata yang banyak dikunjungi. Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu wilayah yang memiliki sektor unggulan dan dapat meningkatkan pertumbuhan ekonomi (Kumala et al., 2017). Banyaknya objek wisata bagian dari keunggulan yang terdapat di daerah tersebut untuk meningkatkan ekonomi masyarakat maupun pemerintah, salah satunya adalah Kota Batu. Kota Batu merupakan daerah yang mampu

mengembangkan bidang pariwisatanya untuk memajukan daerah. Menurut penelitian (Hanas & Sasmita, 2014) menyatakan bahwa dengan pertama kalinya pembangunan wisata Jatim Park 1 yang merupakan wahana bermain beraneka ragam dan edukatif, dilanjutkanlah pembangunan di berbagai tempat wisata lain seperti Jatim Park 2, *Eco Green* dan BNS (*Batu Night Spectacular*), hal ini bertujuan untuk mengembangkan pariwisata di Kota Batu. Selain itu, Kota Batu memperoleh dua penghargaan dalam *East Java Tourism Award* (EJTA) yang diselenggarakan oleh Dinas Kebudayaan dan Pariwisata Provinsi Jawa Timur pada akhir tahun 2020. Dua penghargaan tersebut diberikan untuk Jawa Timur Park 3 sebagai Daya Tarik Wisata Buatan terbaik di Jawa Timur dan penghargaan untuk Dinas Pariwisata Kota Batu sebagai Dinas Pengampu Pariwisata Kreatif dan Inovatif "*The Sustainable City*" (Muhammad Dhani Rahman, 2020).

Beberapa destinasi wisata di Kota Batu diantaranya adalah wisata buatan, wisata alam, wisata air, wisata kuliner dan sebagainya. Selain beberapa wisata tersebut Kota Batu memiliki destinasi wisata sejarah yang unik yaitu Candi Songgoriti atau Candi Supo, karena di tengah bangunan candi terdapat semburan sumber mata air panas dan dingin yang mengelilinginya (Batu, 2019). Menurut (Mahendra, 2018) objek wisata yang baru muncul tersebar luas di sosial media maupun cetak dan biasanya menjadi objek wisata yang populer pada saat itu, namun hal tersebut akan meredup dan digantikan oleh objek yang lebih populer lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa objek wisata semakin banyak dan *ter-update* di beberapa sosial media. Salah satunya yaitu *Batu Love Garden* (Baloga) merupakan tempat wisata baru Kota Batu di bawah bimbingan *Jatim Park Group*, tempat ini

juga dijuluki oleh Menteri Pariwisata dan Ekonomi Kreatif sebagai kota bulan madu atau *The honeymoon city of Indonesia* (Hartik, 2020). Selain itu tempat wisata Kota Batu yang sedang *tren* dan bertema *instagramable* yaitu Taman langit, Goa pinus gunung banyak, Omah kayu, Paralayang, Selecta, Coban talun, Coban putri, Coban Rais, Coban rondo dan Coban sumber pitu (Riki, 2018). Sedangkan menurut (Yanti, 2021) Museum Angkut, *Batu Night Spectacular*, Jatim Park 3, *Batu Flower Garden*, dan Alun – alun Kota Batu salah satu tujuan wisata yang wajib dikunjungi karena mengikuti *tren* masa kini. Banyaknya objek wisata yang *ter-update* menjadikan banyak pilihan bagi para wisatawan. Terutama bagi wisatawan yang pertama kalinya akan berwisata di Kota Batu menjadi bingung untuk memilih objek wisata yang sesuai dengan preferensi masing – masing. Adanya permasalahan tersebut dibutuhkan suatu sistem untuk memberikan objek wisata yang sesuai dengan preferensi wisatawan baru, yaitu sistem rekomendasi.

Sistem rekomendasi adalah solusi yang dapat menyelesaikan banyaknya informasi ataupun data terutama dalam penelitian ini adalah data objek wisata yang banyak. Solusi tersebut juga berguna untuk pengguna saat mengalami banyaknya item, oleh sebab itu sistem rekomendasi dapat memberikan prediksi terhadap item yang sesuai dengan keinginan pengguna (Fitrianti et al., 2018). Sedangkan menurut (Pamuji, 2017) sistem rekomendasi ditujukan kepada individu yang kurang memiliki pengalaman untuk mengevaluasi suatu item yang berlebihan, misalnya sistem membantu pengguna dalam merekomendasikan buku yang akan dibaca. Contoh kasus penelitian (Rismanto et al., 2019) terdapat masalah dengan beragam jenis berita *online*, dimana pengguna harus menyediakan informasi sesuai dengan



permintaan masing – masing. Oleh sebab itu, penelitian tersebut membutuhkan sistem rekomendasi artikel dengan membandingkan dan mencari kemiripan antara artikel pembaca dan artikel yang ada di *database* untuk menghasilkan rekomendasi yang sesuai. Selain itu penelitian (Aprilia, 2017) dalam proses penyeleksian penerima bantuan dilakukan secara manual dan membutuhkan waktu yang cukup lama, dengan membuat sistem rekomendasi pemberian bantuan dana Program Indonesia Pintar (PIP) dan menggunakan beberapa atribut yang ditentukan dapat menghasilkan sistem yang lebih efektif dan terkomputerisasi. Berdasarkan contoh kasus tersebut sistem rekomendasi tidak hanya menangani data atau informasi yang berlebihan, namun dapat memberikan sistem yang lebih efektif dan terkomputerisasi untuk pengguna.

Secara garis besar, dalam sistem rekomendasi terdapat pendekatan yang populer yaitu *collaborative filtering*. Konsep dari pendekatan ini yaitu jika seseorang menyukai item tertentu maka item tersebut akan disukai oleh orang lain (Jaja et al., 2020). Sedangkan penjelasan detailnya adalah *collaborative filtering* memberikan rekomendasi berdasarkan pendapat orang lain yang memiliki pola data yang mirip, dimana penilaian tersebut didapatkan secara langsung ataupun tidak langsung (Putri & Susanto, 2020). Penilaian tidak langsung atau tersirat sering digunakan dalam beberapa penelitian yang berupa nilai *rating*. Salah satunya dalam penelitian (Pamuji, 2017) yaitu pembuatan sistem rekomendasi Kredit Perumahan Rakyat khususnya dalam memilih *developer*, dimana kedekatan pengguna dan *developer* ditampilkan dalam bentuk nilai *rating*. Dalam penelitian (Badriyah et al., 2018) juga menggunakan data *rating* antar pengguna untuk memperoleh

rekomendasi dengan *user-based collaborative filtering* pada *website online shopping*, dimana pendekatan ini menghitung kesamaan *rating* antar *customer* yang kemudian akan dibandingkan dan sistem akan membuat rekomendasi berdasarkan kesamaan tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan *collaborative filtering* dengan penilaian nilai *rating* merupakan pendekatan yang efektif dan banyak diterapkan dalam beberapa penelitian untuk mengatasi masalah banyaknya data. Selain itu pendekatan ini dapat mengatasi kelemahan dari pendekatan *content-based filtering* yaitu informasi yang diberikan tidak hanya berdasarkan konten namun berdasarkan pendapat orang lain atau jenis konten yang berbeda. Dengan demikian memungkinkan pengguna mendapatkan rekomendasi yang berbeda namun sesuai dengan keinginan atau preferensinya.

Dalam pendekatan *collaborative filtering* terdapat kelemahan yaitu *cold-start problem* dimana masalah sistem tidak dapat merekomendasikan item kepada pengguna baru atau sistem tidak dapat merekomendasikan item baru kepada pengguna. Kelemahan ini disebut dengan *new user cold-start problem* dan *new item cold-start problem* (Gope & Jain, 2017). *Cold-start problem* terjadi dikarenakan pendekatan *collaborative filtering* sangat bergantung pada nilai *rating* yang diberikan oleh pengguna, karena kesamaan antara pengguna dapat dihitung berdasarkan nilai *rating* yang diberikan pengguna (Rahmawati et al., 2018). Sedangkan menurut (Alghamdi & Assiri, 2020) *cold-start problem* adalah ketidakmampuan sistem dalam merekomendasikan suatu item yang akurat karena tidak tersedianya informasi yang cukup tentang preferensi pengguna dalam sistem. Dalam penelitian ini akan menangani kelemahan pendekatan *collaborative filtering*

*new user cold-start problem*, dimana pengguna baru tidak mendapatkan rekomendasi item karena tidak memiliki riwayat penilaian (tidak adanya nilai *rating*) pada item atau pengguna baru hanya memiliki nilai *rating* yang sedikit pada item (Aleksandrova et al., 2017). Oleh karena itu, untuk memperbaiki masalah tersebut dibutuhkan nilai *rating* pengguna baru pada item atau preferensi pengguna baru untuk mendapatkan rekomendasi dari sistem. Permasalahan tersebut sama halnya dengan penelitian ini yang akan dibahas oleh peneliti, dimana wisatawan baru yang belum pernah berwisata di Kota Batu masuk dalam suatu sistem yang bertujuan untuk mendapatkan rekomendasi yang sesuai, namun kondisi tersebut tidak terjadi karena sebelumnya tidak ada riwayat penilaian wisatawan baru terhadap destinasi wisata Kota Batu pada sistem.

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mengatasi masalah ini dengan pendekatan yang berbeda – beda. Ketika menangani *cold-start problem* informasi kontekstual yang relevan merupakan salah satu hal yang perlu dipertimbangkan, salah satunya pada penelitian (Hawashin et al., 2018) dengan mengusulkan solusi yang berkonsentrasi pada kepentingan aktual dari kelompok pengguna target berada dan kepentingan tersembunyi pengguna dengan menggunakan *User Interest Extractor*. Solusi tersebut dievaluasi pada data *MovieLens* dengan menggunakan waktu pencarian dan konsumsi ruang. Sedangkan penelitian (Yadav et al., 2020) mengatasi masalah *new user cold-start problem* untuk meningkatkan kinerja sistem rekomendasi dengan membangun profil pengguna berdasarkan *Link Open Data* (LOD), *collaborative features*, dan *social network-based features*. Dalam penelitian tersebut hasil percobaan dilakukan pada *MovieLens* dan Yahoo!

Webscope, dimana sistem menjadi lebih menguntungkan dan meningkatkan akurasi serta dapat menangani masalah *new user cold-start problem*. Pada penelitian (Gupta & Goel, 2018) untuk mengatasi *user cold-start problem* menggunakan teknik *machine learning* yaitu algoritma *fuzzy c-means clustering*, dimana atribut data demografi pengguna *MovieLens* digunakan sebagai data berkelompok yang kemudian diterapkan dengan menggunakan *Mysql (phpmyadmin)* untuk menghasilkan rekomendasi kepada pengguna baru. Selain itu, pada penelitian (Viktoratos et al., 2018) untuk merekomendasikan informasi yang akurat dan tepat waktu kepada pelanggan *foursquare*, penelitian tersebut juga menggunakan teknik *machine learning* untuk mengatasi *cold-start problem* dengan pendekatan *hybrid* baru. Pendekatan tersebut menggabungkan pengetahuan yang dihasilkan oleh komunitas, *semantic web technologies*, *association rules*, dan *probability metrics*. Beberapa contoh penelitian yang telah dijelaskan sebelumnya, untuk menentukan rekomendasi yang akurat diperlukan metode yang tepat dalam merekomendasikan tempat wisata Kota Batu. Pada penelitian ini, peneliti akan menangani *new user cold-start problem* menggunakan teknik *machine learning* yaitu Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau *Artificial Neural Network*.

Dalam artikel (Arif et al., 2020) sistem rekomendasi dapat diartikan sebagai salah satu cabang di bidang pencarian informasi dan *artificial intelligence*. Maka dari itu, penulis menggunakan metode *artificial neural network* yang bertujuan untuk mengatasi *new user cold-start problem* dengan memanfaatkan data preferensi pengguna yang akan dilatih secara berulang untuk mendapatkan jaringan yang terbaik. Berdasarkan jaringan tersebut maka sistem dapat menghasilkan

rekomendasi destinasi wisata yang sesuai dengan keinginan pengguna baru. Dalam penelitian (Hanke & Chaimowicz, 2017) *artificial neural network* digunakan untuk memprediksi hasil pertandingan DOTA 2, dimana model jaringan yang digunakan adalah *Multi-layer Perceptron* (MLP) dengan algoritma *backpropagation*. Tujuan dari penelitian tersebut yaitu dapat merekomendasikan kombinasi *hero* yang baik untuk kesuksesan dalam permainan, oleh sebab itu data *input* yang digunakan dalam ANN adalah 10 *hero* yang merupakan hasil rekomendasi dari sistem yang telah dipilih dari dua tim (*radiant team* dan *dire team*). Sedangkan *hidden layer* yang digunakan sebanyak 300 *neuron* dan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* pada *output layer*, dimana *output* tersebut berupa hasil pertandingan dalam permainan yaitu kalah atau menang. Hasil prediksi yang dilakukan oleh ANN mampu memprediksi tim pemenang dengan akurasi hingga 88,63%, hal ini menunjukkan bahwa data yang dilatih oleh ANN dapat menghasilkan akurasi yang baik dan sesuai dengan prediksi yang diharapkan. Selain itu penelitian (Paradarami et al., 2017) menjelaskan bahwa model yang dibangun menggunakan *Artificial neural network* memiliki posisi yang baik untuk mempelajari hubungan yang kompleks antara pengguna dan item, serta dapat memprediksi rekomendasi yang tepat.

Sistem rekomendasi yang digunakan dalam penelitian ini akan dirancang menggunakan *game* yang menarik dan menyenangkan bagi pengguna atau wisatawan. *Game* merupakan jenis permainan yang memiliki tujuan, aturan dan hasil (menang atau kalah) yang dilakukan oleh seorang pemain (Nadifah, 2018). *Game* yang dibangun menggunakan *unity engine* pada penelitian ini akan

menampilkan detail tempat wisata dan memperkenalkan dalam bentuk visual yang menarik dan sesuai dengan rekomendasi yang diberikan kepada pengguna baru. Setelah rekomendasi ditampilkan, pengguna baru memainkan *game* yang bertema petualangan dan berlatar tempat rekomendasi wisata Kota Batu. Pengguna baru atau pemain akan menyelesaikan *game* ini dengan mengumpulkan koin hingga sesuai dengan target yang ditentukan pada aturan *game*.

Berdasarkan penjelasan diatas, penelitian tugas akhir ini akan mengatasi *new user cold-start problem* dengan metode *artificial neural network* yang sebelumnya data telah dilatih hingga membentuk jaringan yang baik untuk memberikan rekomendasi tempat wisata Kota Batu yang sesuai dengan preferensi pengguna baru. Selain itu, penelitian ini akan diimplementasikan dalam bentuk *game* yang menarik menggunakan *unity engine*. *Game* yang bertema petualangan ini akan memperkenalkan lebih dalam mengenai tempat wisata yang telah direkomendasikan. Dengan sistem ini akan memudahkan wisatawan dalam menikmati berwisata yang sesuai dengan keinginannya.

## **1.2 Pernyataan Masalah**

Berlandaskan penjabaran latar belakang tersebut, pernyataan masalah dalam penelitian ini yaitu seberapa besar tingkat akurasi metode *artificial neural network* dalam merekomendasikan destinasi wisata Kota Batu kepada wisatawan baru?

### 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan pernyataan masalah di atas, maka tujuan penelitian ini untuk mengukur tingkat akurasi metode *artificial neural network* pada sistem rekomendasi destinasi wisata Kota Batu.

### 1.4 Batasan Masalah

Berikut batasan masalah pada penelitian ini adalah :

- a. Data didapatkan dengan menyebarkan kuesioner kepada wisatawan yang berwisata di Kota Batu.
- b. Sistem hanya merekomendasikan 5 destinasi wisata dari 14 item wisata Kota Batu.
- c. Masalah yang dibahas dalam penelitian ini hanya *new user cold-start problem*.
- d. Metode *artificial neural network* yang digunakan merupakan jenis *multi-layer perceptron* dengan 3 *hidden layer*.
- e. Data pengguna yang digunakan dalam metode *artificial neural network* terdapat 5 *input* dan 14 *output*.
- f. *Game* bersifat *single player*.

### 1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat kepada wisatawan baru menjadi lebih mudah untuk memperoleh rekomendasi destinasi wisata di Kota Batu berdasarkan preferensi masing – masing serta nilai prediksi sesuai yang diharapkan oleh peneliti.

## **1.6 Sistematika Penulisan**

Sistematika penulisan dalam penelitian ini terdapat lima bab, yaitu:

### **BAB I PENDAHULUAN**

Pembahasan di bab ini mengenai tentang latar belakang masalah, pernyataan masalah, tujuan penelitian, batasan penelitian dan manfaat penelitian.

### **BAB II STUDI PUSTAKA**

Bagian ini menjelaskan mengenai penelitian terkait serta teori – teori yang digunakan sebagai landasan penelitian.

### **BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM**

Bab ini berisikan analisa yang digunakan untuk perancangan sistem yang akan dibangun dalam menentukan rekomendasi destinasi wisata Kota Batu.

### **BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN**

Bagian ini berisikan penerapan dari metode *Artificial Neural Network* pada game destinasi wisata Kota Batu beserta pengujian sistem.

### **BAB V PENUTUP**

Kesimpulan dari hasil penelitian dan saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya dibahas dalam bab ini.



## BAB II

### STUDI PUSTAKA

#### 2.1 Penelitian terkait

Penelitian akan dikembangkan salah satunya dengan referensi penelitian yang terkait. Adapun referensi ini dikumpulkan untuk membantu peneliti mendapatkan beberapa informasi yang terkait dengan penelitian ini.

1. Penelitian berjudul *A Genre-based Item-item Collaborative filtering: Facing the Cold-start Problem* dari jurnal *ICSCA'19* yang dibuat oleh (Barman et al., 2019). Pada penelitian ini menggunakan kumpulan data *Movielens*, dimana untuk mengatasi *item cold-start problem* menggunakan matrik kesamaan item – item/film berdasarkan genre film. Matrik kesamaan ini tidak memerlukan peringkat atau *rating* dari pengguna melainkan dengan mengelompokkan film berdasarkan genre yang sesuai maka dapat dibentuk *bipartite graph* untuk memudahkan dalam menghitung kesamaan antar film yang berbeda. Matrik yang diusulkan ini (*CatSim*) akan dibandingkan dengan matrik kesamaan tradisional yaitu *Pearson Correlation Coefficient (PCC)*, *Cosine Similarity (COS)*, *Jaccard Similarity (Jaccard)*, dan *Mean Squared Deviation (MSD)* menggunakan matrik akurasi *Mean Absolute Error (MAE)*, *Precision*, *Recall*, dan *F-Measure*. Hasil menunjukkan bahwa *CatSim* lebih unggul dibandingkan dengan matrik kesamaan tradisional lainnya dengan memberikan sedikit peningkatan dalam prediksi *Top-N*, dimana nilai MAE lebih rendah yaitu  $\pm 0,66$  dan akurasi *precision*, *recall*, *f-measure* memiliki nilai yang tinggi. Disamping hal itu penelitian ini memiliki kelemahan yaitu tidak mengatasi *user cold-start*

*problem* dan kurangnya informasi pengguna seperti umur, pekerjaan untuk menghasilkan prediksi yang lebih baik.

2. Penelitian yang berjudul *Content-based Recommender System using Social Networks for Cold-start User* yang dipublikasikan di jurnal *In Proceedings of the 9<sup>th</sup> international Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management (IC3K)* dengan peneliti (Prando et al., 2017). Pada penelitian ini untuk mengatasi *cold-start users* hanya menggunakan jejaring sosial (*social networks*) untuk memahami preferensi pengguna baru dan menerapkan pendekatan berbasis konten (*content-based*). Sumber data yang digunakan untuk memahami preferensi pengguna yaitu Facebook dan Twitter yang di klasifikasikan berdasarkan karakteristiknya menggunakan *Naïve Bayes* dan *Decision Tree*. *Cosine similarity* digunakan untuk menghitung kesamaan antara data sosial pengguna yang merupakan hasil akhir dalam merekomendasikan produk. Hasil menunjukkan bahwa nilai RMSE 1,71 dan memiliki akurasi sebesar 40%. Kekurangan dari penelitian ini yaitu item atau produk yang direkomendasikan tidak menggunakan pendapat pengguna lain melainkan hanya pengguna itu sendiri (tidak adanya pilihan lain) dan dalam beberapa penelitian menunjukkan bahwa pendekatan *collaborative filtering* lebih baik dari *content-based*.
3. Penelitian berjudul *Sentiment Analysis of Social Network Data for Cold-start Relief in Recommender Systems* yang dibuat oleh (Contratres et al., 2018) pada jurnal *Springer International Publishing AG*. Hasil dari penelitian ini yaitu merekomendasikan produk dari *e-commerce* dan dapat menangani *cold-start*

*problem* menggunakan analisis sentiment terhadap data tekstual yang diekstraksi dari Facebook dan Twitter. Dalam menggunakan jejaring sosial untuk mempublikasikan pendapat, preferensi, keinginan tentunya terdapat hal yang positif dan negatif, oleh sebab itu dalam penelitian ini akan menghilangkan hal negatif untuk hasil rekomendasi yang lebih baik dan dapat merekomendasikan ke pengguna baru. Proses rekomendasi dilakukan dengan dua tahap, tahap pertama pelatihan algoritma *machine learning* (ML) dengan *Naïve Bayes* (untuk mengklasifikasi kategori data produk) dan SVM (untuk mengklasifikasi data *social sentiment*). Tahap kedua yaitu dengan melatih kedua data tersebut akan terhubung dan publikasi yang negatif dihilangkan, setelah itu dihitung menggunakan *cosine similarity* dan menghasilkan rekomendasi yang sesuai. Percobaan dilakukan pada pengguna yang baru mengakses halaman *web e-commerce*, dimana pada halaman tersebut pengguna memberikan akses data jaringan sosial untuk menghasilkan rekomendasi yang sesuai. Hasil dari percobaan menunjukkan bahwa akurasi pengklasifikasian *Naïve Bayes* 93,1% dan pengklasifikasian SVM yaitu 80,2%. Hal ini menunjukkan bahwa pentingnya penggunaan data dari jejaring sosial. Kekurangannya adalah dalam mengekstraksi data dari jejaring sosial merupakan tindakan yang kurang efektif karena, beberapa pengguna memasukkan data yang tidak sesuai dengan preferensi atau pendapat mereka.

4. Penelitian (Nasy`an Taufiq Al Ghifari et al., 2021) yang berjudul *Addressing Cold Start New User in Recommender System Based on Hybrid Approach: A review and bibliometric analysis* dan di publikasi pada jurnal *IT Journal*

*Research and Development (ITJRD)* membahas mengenai cara mengatasi *cold start new user* menggunakan pendekatan *hybrid*, dimana tiga metode pemberi rekomendasi digabungkan yaitu *content-based*, *collaborative filtering* dan *demographic filtering*. Metode tersebut akan menerapkan algoritma *machine learning* yang berbeda yaitu *K-Nearest Neighbor* untuk *content-based (CB)* dan *collaborative filtering (CF)* sedangkan *decision tree* untuk *demographic filtering (DF)*. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa dengan penerapan pendekatan *hybrid* pada *dataset* TripAdvisor memiliki nilai MAE, NMAE, dan RMSE terendah dibandingkan pendekatan yang lain seperti CB, CF dan DF. Masing – masing metode digunakan untuk menutupi kelemahan yang ada di setiap metode, dengan pendekatan *hybrid* ini untuk mengatasi pengguna baru dan situasi item yang ada maka perlu digunakan metode DF, dalam metode CB digunakan untuk pengguna yang ada dan situasi item yang baru, sedangkan metode CF digunakan untuk pengguna dan situasi item yang ada. Pendekatan *hybrid* ganda (*switching* dan pembobotan) telah menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam akurasi system rekomendasi. Namun kekurangan pada pendekatan ini yaitu terlalu banyak metode yang digunakan sehingga membutuhkan upaya yang cukup besar untuk hasil yang maksimal.

5. Penelitian berjudul *Mitigating Cold-start Problem in A Personalized Recommender System* dari jurnal *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)* oleh penulis (Selva Rani & Ananda Kumar, 2019). Hasil penelitian ini adalah dapat menangani *cold-start problem* terutama *cold-start system* dan *cold-start user* dengan menerapkan

sistem rekomendasi *hybrid* serta bertujuan untuk memprediksi pilihan akademis kepada siswa. Pendekatan *hybrid* pada penelitian ini yaitu menggabungkan pendekatan *knowledge-based* dan *collaborative filtering*. Dalam mengatasi masalah *cold-start system* menggunakan pendekatan *hybrid* untuk memberikan rekomendasi yang lebih baik dan mengumpulkan profil siswa secara eksplisit. Beberapa ukuran kesamaan digunakan dalam *collaborative filtering* untuk prediksi item. Prediksi tersebut dihitung menggunakan kesamaan *Pearson correlation coefficient*, *cosine similarity* dan *Euclidean distance*. Berdasarkan pengukuran tersebut yang menghasilkan waktu rekomendasi lebih efisien adalah *cosine similarity* yaitu 14 ms dan nilai *precision and recall* yang tinggi ditunjukkan pada *Euclidean distance* masing – masing menghasilkan 0.15. Sedangkan untuk mengatasi masalah *cold-start user* penelitian ini menggunakan item/course yang populer dengan mempertimbangkan *tren* yang ada. Kelemahan dari penelitian ini yaitu metode yang digunakan tradisional dan tidak ada *feedback* dari pengguna untuk evaluasi sistem yang lebih baik.

## **2.2 Landasan teori**

Dalam subbab ini akan dijabarkan beberapa teori yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan yaitu wisata Kota Batu, *game* destinasi wisata, sistem rekomendasi, *artificial neural network*, pengukuran nilai *error/loss* dan akurasi.

### **2.2.1 Wisata Kota Batu**

Pariwisata merupakan satu dari sekian sektor industri yang dapat membangun perekonomian di Indonesia. Salah satunya kekayaan alam di

negara ini sangat berlimpah dan dimanfaatkan sebagai destinasi wisata alam yang indah. Indonesia memiliki Daya Tarik Wisata (DTW) yang menarik, baik dari wisata alam, wisata buatan, wisata religi, wisata sejarah dan sebagainya. Keanekaragaman wisata ini menarik perhatian baik dari wisatawan domestik maupun mancanegara.

Daerah yang memiliki keanekaragaman wisata cukup menarik adalah Kota Batu. Kota yang secara geografis termasuk di Provinsi Jawa Timur yang bersebelahan dengan Kota Malang dan memiliki suhu yang sejuk yaitu sekitar 11 – 19 derajat *celcius* karena letaknya di daerah pegunungan. Kota Wisata Batu (KWB) merupakan salah satu julukan untuk Kota Batu karena memiliki keindahan alam yang dimanfaatkan sebagai industri wisata di Indonesia. Jika disesuaikan dengan visi Kota Batu, maka Kota tersebut dijuluki sebagai Kota Wisata dan Agropolitan di Jawa Timur (Walu & Bagus, 2019). Kota dengan tiga kecamatan (Kecamatan Bumiaji, Kecamatan Batu dan Kecamatan Junrejo) ini memiliki daya tarik wisata tersendiri yang dikelola dengan baik dan dapat memberikan keuntungan bagi masyarakat Kota Batu.

Pembangunan Kota Wisata Batu (KWB) yang dilakukan pemerintah cukup Pembangunan Kota Wisata Batu (KWB) yang dilakukan pemerintah cukup berhasil yaitu dengan banyaknya tempat tujuan wisata yang dibuat baik wisata alam, wisata buatan, wisata budaya dan lain – lain. Salah satu peranan pemerintah dalam mengembangkan wisata Kota Batu terdapat pada penelitian (Chornelia Wulandary & Rohman, 2018), Dinas Pariwisata dan

Kebudayaan Kota Batu mengajak masyarakat dan pemerintah daerah untuk selalu bersinergi dan memberikan dorongan kepada *stakeholder* yang berperan langsung dalam mengelola wisata, yaitu Pokdarwis (Kelompok Sadar Wisata) dan Gapoktan (Gabungan Kelompok Tani).

Dari data yang dihimpun oleh BPS Kota Batu pengunjung objek wisata dan wisata oleh – oleh dari tahun 2018 – 2019 mengalami peningkatan dari 5 juta pengunjung menjadi 6 juta lebih pengunjung yang datang (Dinas Pariwisata Kota Batu, 2020). Hal ini menunjukkan bahwa KWB memiliki potensi yang dapat menarik perhatian baik wisatawan maupun investor untuk menanamkan modal pembangunan pariwisata. Beberapa tempat wisata yang populer dan terbaik menurut (Bhie, 2021) yaitu wisata alun – alun Kota Batu, Jatim Park 1, Jatim Park 2, Jatim Park 3, Paralayang Gunung Banyak, Museum Angkut, *Batu Night Spectacular* (BNS), Taman Rekreasi Selecta, dan Air Terjun Coban Rondo.

### **2.2.2 Game destinasi wisata**

Bahasa inggris dari kata *game* adalah permainan. *Game* memiliki manfaat bagi pemain salah satunya yaitu dapat menghilangkan *stress* atau jenuh dan bagi pemain anak – anak dapat meningkatkan kecerdasan dan daya tanggap otak. Sedangkan kekurangannya adalah dapat memberikan dampak bagi pemain untuk menunda pekerjaan dan jika dilakukan secara terus menerus menyebabkan mata menjadi rusak karena sering berhadapan dengan komputer atau *handphone* (Ridoi, 2016). Dalam penelitian (Setiyawan & Winarno, 2018) *game* merupakan suatu permainan yang

dimainkan berdasarkan aturan tertentu sehingga menghasilkan pemain yang menang dan kalah. Sedangkan menurut (Putra, 2017) *game* dapat diartikan sebagai sebuah sistem interaktif yang terstruktur dengan melibatkan *player* untuk memperoleh *goals* melalui konflik dan tantangan sehingga menghasilkan hasil yang tidak seimbang. Menurut penelitian (Arif et al., 2021) *game* merupakan salah satu media baru di bidang teknologi pemasaran digital.

Berdasarkan penjelasan yang dijabarkan di atas maka *game* dapat disimpulkan sebagai suatu sistem interaktif yang dapat dimainkan oleh pemain anak – anak maupun dewasa berdasarkan aturan atau tantangan tertentu dengan *output* yang menghasilkan hasil yang tidak seimbang (menang atau kalah). *Game* juga memiliki jenis yang berbeda – beda yaitu *game* edukasi, *game* petualang, *game* simulasi, *game* balapan, *game* laga, *game* strategi, *game* kasino, *game* teka – teki, *game* olahraga, *game* kartu dan lain – lain.

Beberapa penelitian dengan topik tempat wisata atau pariwisata menggunakan jenis *game* seperti *game* petualangan, *game* edukasi dan *game* teka – teki. Misalnya penelitian (Setiyawan & Winarno, 2018) tidak hanya menerapkan *game* yang berjenis petualangan melainkan terdapat *mini game* yang berjenis edukasi dan teka – teki. Pada penelitian tersebut terdapat 3 level, dimana setiap level berhubungan dengan lokasi tempat wisata dan Si Toole (karakter utama pada *game*) bertugas untuk mengumpulkan koin serta menghindari beberapa musuh untuk menyelesaikan *game*. Tujuan dari *game*



tersebut selain mengurangi rasa jenuh terdapat informasi yang disampaikan mengenai objek wisata dan digunakan sebagai media promosi Kabupaten Grobogan. *Mini game* yang berjenis edukasi juga diterapkan dalam penelitian (Ramadhan et al., 2019), dimana sistem akan menampilkan 4 rute yang masing – masing rute terdapat informasi tentang wisata mengenai Kota/Kabupaten di Kalimantan Barat. Setelah itu *player* memainkan *mini game* untuk mengulang informasi yang didapat. Adapun *mini game* tersebut adalah pertanyaan, tebak gambar dan *puzzle*. Permainan selesai jika *player* sudah mengelilingi semua kota dan kabupaten di Kalimantan Barat. Selain itu penelitian (Wulandari, 2018) juga menggunakan jenis *game* edukasi untuk memberikan wawasan tentang tradisi budaya Jawa tengah kepada pemain tanpa menghilangkan unsur – unsur informasi dari tradisi seperti latar belakang maupun tokoh yang terkait. *Mini game* tersebut menyediakan 7 kota pada *menu map* Jawa tengah, dimana masing – masing kota terdapat *game* yang berbeda dan sesuai dengan karakter atau item setiap tradisi kota. Hal ini bertujuan untuk memperkenalkan kepada *player* aneka ragam tradisi budaya di Jawa tengah. Selain itu awal permainan terdapat alur cerita komik yang menarik tentang awal perjalanan wisata tradisi budaya Jawa tengah.

Pada penelitian ini sistem rekomendasi akan menggunakan *game* yang berjenis petualangan, dimana *player* akan mengumpulkan koin dengan jumlah yang telah ditentukan hingga permainan selesai. Selain itu, *game* pada penelitian ini juga akan memberikan beberapa informasi terkait tempat wisata Kota Batu yang telah terpilih sebagai rekomendasi destinasi wisata

bagi *player*. Adapun informasi tersebut ditampilkan dalam bentuk latar tempat atau *background game* mengenai destinasi wisata Kota Batu.

### 2.2.3 Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi dapat diartikan sebagai salah satu sistem yang mampu memecahkan masalah dikarenakan banyaknya informasi atau data. Sistem ini dirancang untuk merekomendasikan suatu produk atau item yang cocok dengan keinginan *user*. Rekomendasi yang diberikan kepada *user* dihasilkan berdasarkan informasi atau preferensi tentang pengguna dan lingkungan sekitar pengguna. Menurut (Hassan & Hamada, 2017) beberapa domain aplikasi yang menggunakan sistem rekomendasi yaitu *e-commerce*, *e-learning*, *tourism guide* dan lain – lain. Sedangkan pengertian sistem rekomendasi berdasarkan perspektif *e-commerce* dari penelitian (Abraham & Rahayu, 2017) adalah sebagai alat bantu pengguna untuk mencari produk melalui catatan pengetahuan yang berhubungan dengan preferensi dan minat pengguna, dimana sistem dapat merekomendasikan hal yang diinginkan pengguna berdasarkan riwayat pembelian ataupun riwayat pencarian. Riwayat tersebut dapat ditambahkan dengan menerapkan fitur *feedback* baik secara implisit maupun eksplisit untuk menunjang keakuratan sistem.

Salah satu bidang yang memiliki peran penting dan membutuhkan penyelesaian dengan sistem rekomendasi adalah pariwisata. Hal ini dikarenakan banyaknya tempat wisata yang populer dapat di saring menggunakan sistem rekomendasi dan memberikan rekomendasi yang

sesuai dengan keinginan wisatawan. Selain rekomendasi, sistem dapat memberikan informasi dan mempromosikan terkait tempat wisata tersebut. Berkembangnya teknologi saat ini memberikan banyaknya pilihan media yang cukup menarik dalam menyampaikan informasi dan mempromosikan tempat wisata, salah satunya adalah *game*. Sesuai yang dijelaskan pada subbab sebelumnya bahwa dengan media *game* dapat menyampaikan informasi serta mempromosikan tempat wisata dengan cara yang tidak bosan yaitu memainkan beberapa permainan. Salah satunya dalam penelitian (Janan, 2020) yang membahas rekomendasi tempat wisata menggunakan *game* namun tidak membahas dan mengatasi *cold-start problem* pada sistem rekomendasi. Pada penelitian tersebut *game* yang digunakan bergenre RPG dimana pemain dapat merasakan berpetualangan langsung dalam *game*. *Game "Travel in Batu"* terdapat rekomendasi destinasi wisata yang ditentukan menggunakan metode *user-based collaborative filtering* dengan mengambil data *rating* wisatawan yang sedang berkunjung di tempat wisata dan digunakan sebagai data latih. Dalam metode ini, hasilnya ditentukan berdasarkan kesamaan dari pemain satu dengan pemain lainnya yang memiliki kemiripan dan kemudian menghasilkan rekomendasi tempat wisata. Kesamaan ini dihitung menggunakan *cosine similarity*, kemudian mencari tingkat kesamaan yang paling tinggi sehingga dapat memberikan hasil rekomendasi. Sebelum melakukan perhitungan, matriks *rating user* ke item harus ditentukan terlebih dahulu. Berikut ini persamaan *cosine similarity* :

$$sim(u, v) = \frac{\sum_{i=1}^m r_{u,i} \cdot r_{v,i}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (r_{u,i})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m (r_{v,i})^2}} \quad (2.1)$$

Keterangan :

$sim(u, v)$  : nilai *similarity* antara *user u* dan *user v* pada item  $i$

$r_{u,i}$  : nilai *rating user* ke- $u$  pada item  $i$

$r_{v,i}$  : nilai *rating user* ke- $v$  pada item  $i$

Setelah menghitung nilai kesamaan antar *user*, maka didapatkan nilai tertinggi yang menunjukkan kedua *user* memiliki kemiripan. Dalam menentukan hasil rekomendasi tempat wisata diperlukan untuk menghitung prediksi *rating* pada masing – masing tempat wisata atau item yang belum pernah diberikan *rating* oleh *user*. Nilai kesamaan yang tertinggi akan dijadikan sebagai acuan untuk menghitung prediksi menggunakan *weighted sum* (Jaja et al., 2020), berikut persamaannya:

$$P_{u,i} = \frac{\sum_{i=1}^n R_{v,i} \times sim(u,v)}{\sum_{i=1}^n |sim(u,v)|} \quad (2.2)$$

Keterangan :

$p_{u,i}$  : nilai prediksi dari *user u* terhadap item ke  $i$

$sim(u, v)$  : nilai *similarity* antara *user u* dan *user v*

$R_{v,i}$  : *rating user v* terhadap item  $i$

Setelah itu hasil rekomendasi tempat wisata ditampilkan dan diurutkan dari yang tertinggi ke terendah berdasarkan nilai prediksi. Beberapa hasil

rekomendasi yang ditampilkan berdasarkan nilai prediksi merupakan suatu kelebihan dalam penelitian tersebut, hanya saja kekurangannya adalah pengguna yang akan mendapatkan rekomendasi tempat wisata telah memberikan *rating* terlebih dahulu pada sistem untuk dihitung nilai kesamaannya (*cosine similarity*), hal ini menjadikan sistem kurang efektif terutama untuk wisatawan baru atau pengguna baru yang masuk dalam sistem.

Berdasarkan penjabaran di atas, *user-based collaborative filtering* adalah suatu jenis pendekatan *collaborative filtering* dalam sistem rekomendasi. Selain itu terdapat aneka ragam jenis pendekatan sistem rekomendasi yaitu *collaborative filtering*, *content-based filtering*, dan *hybrid* (Muliadi & Lestari, 2019). Pendekatan - pendekatan ini dapat menjabarkan secara spesifik cara menangani permasalahan dalam sistem rekomendasi. Namun metode pendekatan yang sering digunakan dalam beberapa penelitian adalah *collaborative filtering* dan *content-based filtering*. Sedangkan menurut (Deng et al., 2019) pendekatan *collaborative filtering* merupakan salah satu pendekatan yang populer dan sukses karena kesederhanaan dan efisiensinya yang tinggi. Berikut ini adalah penjelasan dari pendekatan *collaborative filtering*.

### ***Collaborative filtering***

*Collaborative filtering* merupakan pendekatan yang dapat merekomendasikan item dengan memprediksi preferensi pengguna berdasarkan pendapat atau preferensi dari orang lain atau item lain yang

mirip (Muliadi & Lestari, 2019). Pada pendekatan ini, pendapat atau preferensi yang diberikan oleh pengguna dapat bersifat eksplisit maupun implisit. Namun, pada umumnya pendapat yang digunakan dalam penelitian terdahulu bersifat eksplisit yang berupa *rating* dan dituliskan dalam bentuk interval angka, misalnya interval 1 hingga 10. Dengan menggunakan banyak *rating* dari pengguna lain hal ini bertujuan untuk memprediksi *rating* pengguna target yang memiliki selera serupa.

Pendekatan *collaborative filtering* sering digunakan dalam sistem rekomendasi karena memiliki keuntungan yang dapat menutupi kekurangan pendekatan *content-based*. Namun *collaborative filtering* memiliki kelemahan, salah satunya adalah *cold-start problem*. Masalah ini terdapat dua jenis yaitu *new item cold-start problem* dan *new user cold-start problem*. *New item cold-start problem* terjadi ketika item baru yang ditambahkan dalam sistem rekomendasi dan belum memiliki *rating* dari pengguna. Sedangkan *new user cold-start problem* terjadi ketika sistem tidak dapat merekomendasikan item kepada pengguna baru (Alghamdi & Assiri, 2020). Dari dua jenis tersebut, *new user cold-start problem* merupakan masalah yang lebih sulit dibandingkan *new item cold-start problem* dan telah dipelajari secara luas dalam beberapa penelitian (Gope & Jain, 2017). *New user cold-start problem* terjadi karena pengguna baru pertama kali masuk (*new user*) dalam sistem dan belum pernah memberikan *rating*nya atau tidak memiliki riwayat penilaian *rating* terhadap item apapun. Selain itu, *new user cold-start problem* terjadi karena sistem

kekurangan informasi atau data tentang pengguna baru sehingga menyebabkan sistem tidak dapat merekomendasikan item kepada pengguna baru.

Data pengguna dapat diperoleh baik secara implisit maupun eksplisit (Herce-Zelaya et al., 2020). Secara eksplisit dapat berupa menilai produk atau item secara langsung ataupun menanyakan pengguna (wawancara). Sedangkan secara implisit dapat menggunakan informasi yang ada misalnya demografi atau jejaring sosial seperti Facebook, Instagram, Twitter.

Perolehan data secara implisit dalam memahami preferensi pengguna baru dilakukan dengan interaksi yang minimum. Oleh sebab itu, dalam penelitian ini menggunakan perolehan data secara implisit yaitu data demografi atau preferensi pengguna. Dalam penelitian (Lillegraven & Wolden, 2010) salah satu solusi terbaik untuk mengatasi *new user cold-start problem* pada domain wisatawan adalah menggunakan *demographic user data*. Umumnya data demografi terdiri dari tiga atribut yaitu jenis kelamin, umur, pekerjaan. Namun pada domain wisatawan terdapat beberapa atribut lain yang menunjukkan karakteristik pengguna baru, oleh sebab itu disebut sebagai preferensi pengguna. Preferensi pengguna yang dipakai di dalam penelitian ini terdiri dari 10 preferensi yaitu jenis kelamin, umur, pekerjaan, hobi/kesukaan, tujuan berwisata, status perkawinan, daerah asal, teman perjalanan, pendidikan terakhir dan *repetition*.

a. Jenis kelamin

Jenis kelamin adalah salah satu preferensi yang mempengaruhi partisipasi wisatawan dalam kegiatan berwisata. Preferensi ini digunakan untuk menentukan profil wisatawan. Selain itu, laki – laki dan perempuan memiliki selera yang berbeda, terutama dalam hal pemilihan tempat wisata. Laki – laki cenderung memiliki fisik yang kuat atau aktif dalam kegiatan berwisata yang memerlukan tenaga. Sedangkan perempuan cenderung kurang tertarik dengan kegiatan berwisata yang kurang aktif. Berikut ini preferensi jenis kelamin ditunjukkan pada tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Preferensi jenis kelamin

<b>Jenis kelamin</b>
Laki – laki
Perempuan

b. Umur

Umur adalah bagian dari preferensi yang dibutuhkan dalam merumuskan faktor pribadi. Dalam penelitian ini umur terbagi menjadi 4 golongan yang ditunjukkan pada tabel 2.2, karena setiap golongan umur memiliki tipe kebutuhan berwisata yang berbeda – beda. Umur juga berpengaruh dalam menentukan jenis kegiatan berwisata yang sesuai dengan golongan.

Tabel 2. 2 Prefrensi umur

<b>Umur</b>
7 – 11 tahun
12 – 25 tahun



26 – 45 tahun
Lebih dari 45 tahun

c. Pekerjaan

Pekerjaan merupakan salah satu preferensi yang menjadi pertimbangan dalam kegiatan berwisata karena berpengaruh dengan waktu luang yang dimiliki wisatawan. Preferensi ini terbagi menjadi 4 kelompok yang ditunjukkan pada tabel 2.3. Kelompok lainnya dalam hal ini dapat berupa pengangguran, *freelancer*, IRT (Ibu Rumah Tangga) dan lain – lain.

Tabel 2. 3 Preferensi pekerjaan

<b>Pekerjaan</b>
Wiraswasta/swasta
PNS/TNI/POLRI
Mahasiswa/pelajar
Lainnya

d. Hobi/kesukaan

Dalam penelitian ini hobi/kesukaan terdiri dari 5 golongan. Kesukaan atau hobi wisatawan menunjukkan keterkaitan dengan destinasi wisata Kota Batu yang telah ditentukan. Selain itu, hobi tersebut akan dipertimbangkan dengan preferensi lain sehingga menghasilkan destinasi wisata yang sesuai dengan karakteristik wisatawan. Masing – masing golongan juga saling berhubungan dengan kegiatan yang terdapat pada destinasi wisata Kota Batu. Preferensi tersebut dapat dilihat pada tabel 2.4 berikut.

Tabel 2. 4 Preferensi hobi/kesukaan

<b>Hobi/kesukaan</b>
Berenang
<i>Traveling</i>
Mendaki
Olahraga
Fotografi

e. Tujuan berwisata

Wisatawan yang berwisata ke beberapa objek wisata memiliki motif atau keinginan tertentu. Keinginan tersebut dapat terpenuhi jika tempat wisata yang dikunjungi menarik perhatian wisatawan. Selain itu, tujuan berwisata digunakan untuk membedakan jenis perjalanan wisatawan. Berikut beberapa golongan tujuan berwisata dalam penelitian ini yang ditunjukkan dalam tabel 2.5.

Tabel 2. 5 Preferensi tujuan berwisata

<b>Tujuan berwisata</b>
Rekreasi/liburan
Penelitian/Pendidikan
Bisnis/perdagangan
Ritual/budaya/ziarah

f. Status perkawinan

Menunjukkan perbedaan salah satunya dengan preferensi status perkawinan yaitu antara yang sudah berkeluarga dan belum berkeluarga. Dengan demikian dapat memberikan gambaran mengenai karakteristik wisatawan dalam kegiatan berwisata di Kota Batu berdasarkan preferensi ini. Dalam penelitian ini hanya menggunakan dua pilihan

yaitu menikah dan belum menikah. Preferensi status perkawinan dapat dilihat pada 2.6.

Tabel 2. 6 Preferensi status perkawinan

<b>Status perkawinan</b>
Menikah
Belum Menikah

g. Daerah asal

Daerah asal menentukan jauh dekatnya wisatawan dengan tempat wisata yang berpengaruh terhadap waktu. Selain itu, daerah asal merupakan salah satu preferensi yang menentukan apakah wisatawan mengetahui tentang tempat wisata Kota Batu atau berpengalaman karena telah berwisata di Kota Batu. Hal ini disebabkan preferensi daerah asal terdiri dari dua jenis yang ditunjukkan dalam tabel 2.7.

Tabel 2. 7 Preferensi daerah asal

<b>Daerah asal</b>
Kota Batu
Luar Kota Batu

h. Teman perjalanan

Preferensi ini memiliki makna yang sama dengan status perkawinan, hanya saja pada preferensi teman perjalanan memberikan tujuan yang lebih spesifik. Dengan preferensi ini dapat membentuk karakteristik wisatawan berdasarkan teman perjalanan selama berwisata, selain itu sistem dapat memberikan hasil yang sesuai berdasarkan preferensi ini. Tabel 2.8 menunjukkan jenis – jenis preferensi teman perjalanan.

Tabel 2. 8 Preferensi teman perjalanan

<b>Teman perjalanan</b>
Keluarga
Teman
Rekan kerja
Pasangan
Sendiri

## i. Pendidikan terakhir

Pendidikan terakhir bisa menjadi preferensi yang dapat mempengaruhi permintaan jenis tempat wisata baik fasilitas tempat wisata, pelayanan, kualitas maupun aktivitas kegiatan tempat wisata. Pada tabel 2.9 menunjukkan preferensi pendidikan terakhir.

Tabel 2. 9 Preferensi pendidikan terakhir

<b>Pendidikan terakhir</b>
SD
SMP
SMA/SMK
S1/D3/D2/D1

j. *Repetition*

*Repetition* merupakan salah satu preferensi yang menyatakan pengguna sudah atau belum pernah berwisata di Kota Batu. Berikut ini tabel 2.10 yang menunjukkan preferensi *repetition*.

Tabel 2. 10 Preferensi *repetition*

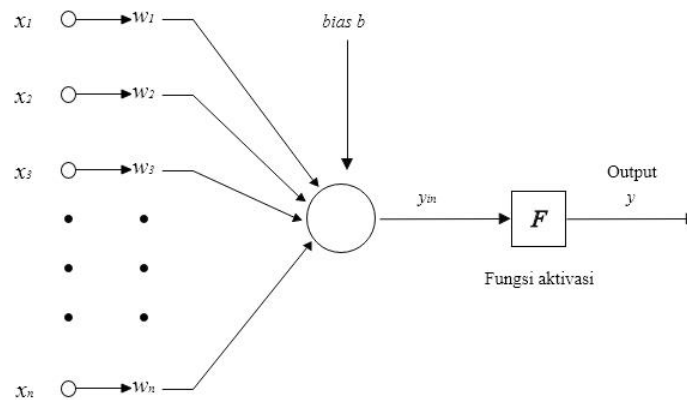
<b><i>Repetition</i></b>
Pernah
Belum pernah

#### 2.2.4 *Artificial Neural Network (ANN)*

ANN merupakan salah satu model kelas *machine learning* yang mempelajari pola – pola rumit dari suatu kumpulan data dengan menggunakan fungsi matematika sederhana. Pola – pola tersebut merupakan *input* yang masuk kemudian dilatih secara berulang dengan fungsi matematika hingga jaringan dapat mengenali pola yang mirip dengan *input*. Menurut (Hizham et al., 2018) *artificial neural network* tidak dibuat untuk dapat menghasilkan *output* tertentu, melainkan didasarkan pada pengalamannya selama proses *learning*. *Artificial neural network* menggunakan perhitungan *non-linear* dasar yang cocok untuk menyelesaikan masalah kompleksitas tinggi, misalnya klasifikasi pola, pengenalan pola atau data, diagnosa medis dan lain – lain.

Pada umumnya metode *artificial neural network* memiliki struktur beberapa struktur seperti *input layer*, *output layer* dan *hidden layer* untuk arsitektur *multi-layer network*. Masing – masing *layer* terdiri dari beberapa *neuron* yang saling terhubung satu sama lain atau bisa disebut *node*. *Neuron* menerima *input* yang kemudian akan diteruskan ke *layer* selanjutnya sampai ke *output layer*. Setiap *neuron* yang terdapat pada tiap *layer* harus terhubung dengan *neuron* di *layer* lain dengan memberikan suatu garis atau *link* yang berupa nilai bobot. Semua nilai bobot akan dikalikan dengan semua *input* dalam *neuron* tiap *layer* dan dijumlahkan (penjumlahan *sigma*), kemudian akan diproses oleh fungsi aktivasi (Gambar 2.1). Fungsi aktivasi digunakan untuk menentukan prediksi *output*. *Output* prediksi yang dihasilkan pada

*output layer* akan dibandingkan dengan *output* aktual untuk mendapatkan nilai *error/loss*. Apabila nilai *error* yang didapatkan tidak sesuai dengan nilai *error* yang diharapkan (nilai *error* minimum), maka nilai bobot dan bias diubah hingga iterasi mencapai maksimum.



Gambar 2. 1 Model *neuron* sederhana

Gambar 2.1 di atas menunjukkan model *neuron* sederhana dengan bias  $b$ . Masing – masing *neuron* pada *input layer* menerima masukan  $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$  beserta bobotnya  $(w_1, w_2, w_3, \dots, w_n)$  yang kemudian diaktifkan oleh fungsi aktivasi  $F$  untuk menghasilkan *output*  $y$  dengan menggunakan persamaan berikut ini:

$$y = f \left( \sum_{i=1}^n x_i w_i + b \right) \quad (2.3)$$

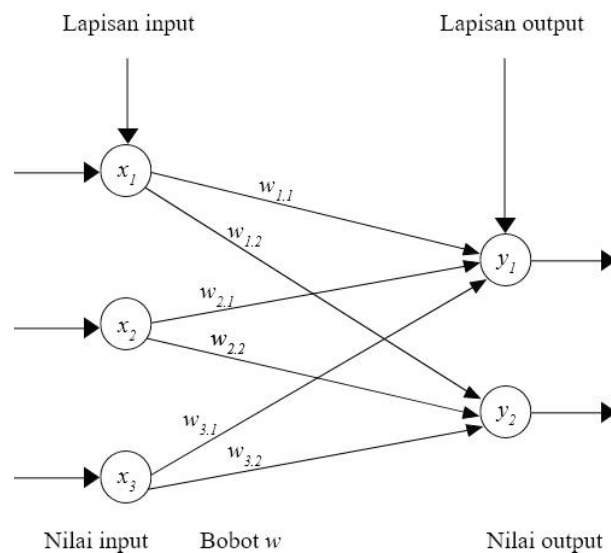
#### a. Arsitektur jaringan

Metode ANN mempunyai beberapa arsitektur jaringan yang digunakan untuk menjelaskan arah *input* suatu jaringan. Arsitektur ini dapat membentuk model – model *artificial neural network* sesuai dengan yang diharapkan yaitu menghasilkan *output* yang terbaik

(Syukri & Samsuddin, 2019). Di bawah ini merupakan arsitektur jaringan syaraf tiruan:

- *Single layer network* (Jaringan lapisan tunggal)

Arsitektur *single layer network* hanya memiliki satu *input layer* yang terhubung langsung dengan *output layer*. Gambar 2.2 menunjukkan bahwa *input* yang masuk dalam *neuron input layer* masing – masing membawa nilai bobot untuk diproses menjadi *output* tanpa melalui *layer* lain (*hidden layer*).

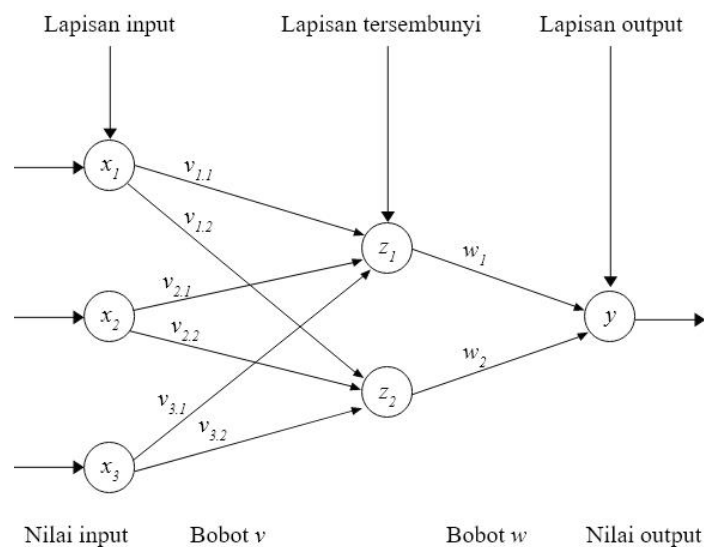


Gambar 2. 2 *Single layer network*

- *Multi-layer network* (Jaringan lapisan jamak)

Arsitektur ini adalah arsitektur kompleks yang terdiri dari beberapa layer yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Jaringan yang memiliki arsitektur kompleks seperti ini juga digunakan untuk menyelesaikan masalah yang kompleks juga. Namun dalam pembelajarannya membutuhkan waktu yang cukup lama. Gambar

2.3 menunjukkan bahwa setiap *input* yang masuk dalam masing – masing *neuron input layer* ataupun *hidden layer* membawa nilai bobot yang akan diproses oleh fungsi aktivasi untuk menghasilkan *output*. Arsitektur ini juga tidak membatasi jumlah *hidden layer* dan jumlah *neuron* di setiap lapisannya.



Gambar 2. 3 Multilayer network

## b. Fungsi aktivasi

Fungsi aktivasi adalah salah satu fungsi yang digunakan untuk menentukan *output* suatu jaringan. Dalam *artificial neural network* fungsi aktivasi memiliki jenis yang cukup banyak, namun pada penelitian ini akan menjelaskan beberapa fungsi aktivasi yang banyak digunakan. Beberapa fungsi aktivasi tersebut adalah:

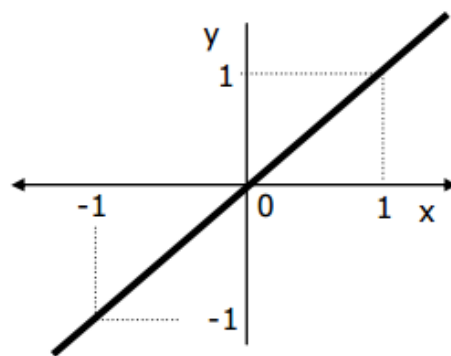
- *Fungsi linear atau fungsi identitas*

Fungsi linear memiliki *output* bertipe deskrit dan hasilnya sama dengan nilai *input*. Artinya *output* tidak dibatasi dengan interval



[0,1] ataupun [-1,1]. Salah satu kegunaan fungsi ini yaitu memprediksi atau aproksimasi linear. Berikut ini merupakan rumus fungsi linier dan dapat dilihat pada gambar 2.4:

$$f(x) = x \quad (2.4)$$



Gambar 2. 4 Fungsi aktivasi identitas

Sumber : (Siregar, 2019)

- *Fungsi Rectified Non-Linear Unit (ReLU)*

Fungsi ReLU adalah fungsi aktivasi *non-linier* yang biasanya digunakan dalam beberapa kasus *neural network*. Pada fungsi aktivasi ReLU yang ditunjukkan pada gambar 2.5 terdapat pembatas pada bilangan nol, dimana jika nilai *input* berupa bilangan negatif maka *input* akan diubah menjadi 0, sedangkan jika nilai *inputnya* positif maka akan diubah menjadi *output* dari *neuron* itu sendiri (Sitepu & Sigiro, 2021). Berikut in persamaan dari fungsi ReLU :

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.5)$$

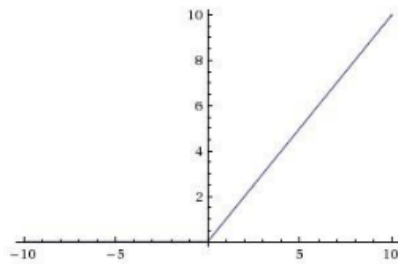
$$f(x) = 0, \text{ jika } x < 0$$

$$f(x) = x, \text{ jika } x \geq 0$$

Dengan fungsi turunannya adalah :

$$f'(x) = 1, \text{ jika } x > 0$$

$$f'(x) = 0, \text{ jika } x \leq 0$$



Gambar 2. 5 Fungsi aktivasi ReLU

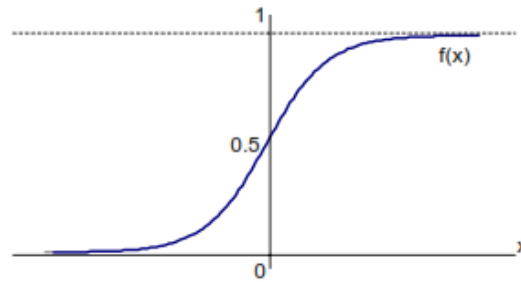
- *Fungsi sigmoid*

Fungsi sigmoid (Gambar 2.6) merupakan fungsi yang umumnya digunakan untuk *artificial neural network* dengan algoritma pembelajaran *backpropagation* dan digunakan sebagai pengenalan pola. Fungsi ini memiliki bentuk kurva seperti huruf S. Fungsi *sigmoid* dibagi menjadi dua yaitu fungsi *sigmoid biner* dan *bipolar*. Fungsi *sigmoid biner* mempunyai nilai interval 0 sampai 1. Berikut ini merupakan rumus fungsinya:

$$f(x) = \left( \frac{1}{1 + e^{-x}} \right) \quad (2.6)$$

Dengan fungsi turunannya adalah :

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (2.7)$$



Gambar 2. 6 Fungsi aktivasi sigmoid biner (*logsig*)

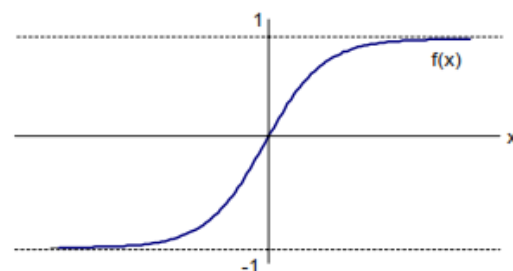
Sumber : (Zainuddin, 2017)

Sedangkan fungsi *sigmoid bipolar* yang ditunjukkan pada gambar 2.7 memiliki interval -1 sampai 1. Rumus fungsi *sigmoid bipolar* sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 \quad (2.8)$$

Dengan fungsi turunannya dirumuskan :

$$f'(x) = \frac{(1 + f(x))(1 - f(x))}{2} \quad (2.9)$$



Gambar 2. 7 Fungsi aktivasi sigmoid bipolar (*tansig*)

Sumber : (Zainuddin, 2017)

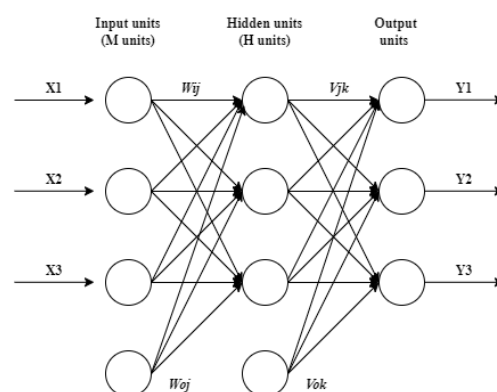
### c. *Multi-layer Perceptron* (MLP)

*Multi-perceptron* merupakan turunan dari *single perceptron* yaitu berupa *feedforward neural network* dengan satu atau lebih *hidden layer*. Berdasarkan arsitekturnya yang memiliki jumlah *hidden layer* satu atau

lebih, *multi-layer perceptron* merupakan jenis *neural network* yang kompleks dan terdiri dari *input layer*, beberapa *hidden layer* dan *output layer*. Pada *input layer*, *layer* menerima nilai *input* yang kemudian diberikan ke *hidden layer* tanpa mengaktifkan *neuron input* dengan fungsi aktivasi. Dalam *hidden layer*, nilai *input* diterima sebagai *input* di setiap *neuron hidden layer*. Untuk menghasilkan *output hidden layer* maka dilakukan proses perhitungan nilai *input* dan bobot kemudian diaktifkan menggunakan fungsi aktivasi untuk setiap *neuron*. Hasil dari perhitungan tersebut diberikan ke *hidden layer* selanjutnya (jika memiliki lebih dari satu *hidden layer*) dan dilakukan proses yang sama hingga hasilnya diterima oleh *output layer*. Proses seperti ini dinamakan *feedforward*.

Dalam melatih *multi-layer perceptron* dibutuhkan suatu algoritma pembelajaran. Pada umumnya algoritma yang digunakan adalah *backpropagation* (propagasi balik). *Backpropagation* adalah salah satu *gradient descent* yang digunakan dalam ANN yang berfungsi guna mengubah bobot – bobot yang berhubungan dengan *neuron – neuron* yang terdapat pada *hidden layer*. Menurut (Fitriadini et al., 2020) *hidden layer* memiliki kemampuan untuk mengurangi tingkat kesalahan (*error/loss*) karena lapisan tersebut berfungsi untuk memperbaharui nilai bobot yang kemudian dilatih hingga menghasilkan *output* yang sesuai dengan *output* aktual. Berdasarkan penelitian (Santoso & Hansun, 2019) algoritma pembelajaran

*backpropagation* memiliki beberapa tahapan untuk menghasilkan output yang diharapkan yaitu tahap *feedforward*, dimana data pelatihan dimasukkan dan dihitung dari *input layer* hingga *output layer* untuk menghasilkan *output feedforward*. Tahap kedua yaitu *backpropagation* atau popagasi balik dari nilai *error* yg diperoleh berdasarkan perhitungan antara *output feedforward* dan *output* aktual. Tahap terakhir yaitu penyesuaian nilai bobot untuk meminimalkan *error*. Berikut ini merupakan persamaan dari *multi-layer perceptron* dengan satu *hidden layer* ditunjukkan pada gambar 2.8.



Gambar 2. 8 Multilayer perceptron dengan 1 hidden layer

$$y_k = f \left( \sum_{j=1}^H f \left( \left( \sum_{i=1}^M x_i w_{i,j} + w_{oj} \right) v_{j,k} \right) + v_{ok} \right) \quad (2.10)$$

Penggunaan algoritma pembelajaran *backpropagation* pada *neural network* akan membantu melatih data yang telah dikumpulkan dalam bentuk kuesioner untuk menghasilkan *output* yang sesuai dengan *output* aktual atau memiliki nilai *error/loss* yang minimum. Data dilatih hingga menghasilkan nilai *error* yang minimum atau iterasi telah

mencapai nilai yang maksimum, maka nilai *update* bobot dan bias dari pelatihan data tersebut dapat digunakan dalam pengujian data uji.

### 2.2.5 Pengukuran nilai *error/loss function*

Dalam memprediksi suatu item maka dibutuhkan keakuratan kinerja sistem yang lebih baik. Menghasilkan keakuratan yang baik sama halnya dengan sistem memiliki nilai *error* yang kecil dalam kerjanya. Dalam penelitian ini, untuk menghitung nilai *error* atau *loss* yaitu menggunakan *logloss function* atau *binary cross entropy loss function*. Berikut persamaan rata – rata dari *binary cross entropy loss function* (Cross Entropy, 2021).

$$Loss = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [y_n \log \tilde{y}_n + (1 - y_n) \log (1 - \tilde{y}_n)] \quad (2.11)$$

N = Jumlah data

$y_n$  = *Output* target atau data riil

$\tilde{y}_n$  = *Output* prediksi

### 2.2.6 Pengukuran Nilai Akurasi

Pada penelitian ini pengukuran nilai akurasi yang digunakan yaitu *precision*, *recall*, *f-measure* dan *accuracy*. Secara umum, pengukuran tersebut digambarkan dalam bentuk *confussion matrix* (Hizham et al., 2018). *Confussion matrix* merupakan alat ukur yang digunakan untuk masalah klasifikasi (biner) *machine learning* yang direpresentasikan menjadi empat istilah *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN). Dalam penelitian (Arif et al., 2021) TP merupakan sejumlah kondisi dimana pengguna memilih destinasi wisata

sesuai dengan hasil pemilihan/prediksi dari sistem. FP mewakili hasil yang tidak diharapkan, misalnya sistem telah memberikan prediksi yang benar namun pilihan pengguna salah/pengguna menginginkan destinasi wisata yang tidak tersedia. FN merupakan kondisi dimana hasil prediksi sistem tidak sesuai dengan pilihan pengguna. TN merupakan kondisi dimana sistem dan pilihan pengguna memiliki opsi diluar opsi yang tersedia. Hal ini dapat dilihat pada tabel 2.11.

Tabel 2. 11 *Confussion matrix*

		Kelas Aktual	
		<i>True</i>	<i>False</i>
Kelas Prediksi	<i>True</i>	TP	FP
	<i>False</i>	FN	TN

Berikut ini empat persamaan pengukuran matriks akurasi yang digunakan dalam penelitian (Hizham et al., 2018).

a. *Precision*

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.12)$$

b. *Recall*

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.13)$$

c. Akurasi

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.14)$$

*d. F-Measure*

$$F - Measure = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (2.15)$$



## BAB III

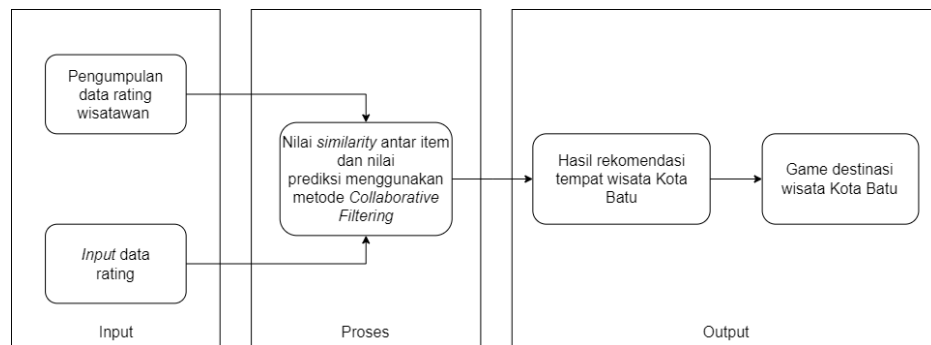
### ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

#### 3.1 Deskripsi Sistem

Sistem dibangun menggunakan *unity* dan dirancang dengan tujuan mengatasi masalah yang terjadi pada pendekatan *collaborative filtering* sistem rekomendasi yaitu *cold-start problem*. Pada penelitian ini, sistem yang dibangun dapat merekomendasikan destinasi wisata Kota Batu kepada wisatawan baru atau pengguna baru yang sesuai dengan preferensi masing – masing. Sistem ini hanya diperuntukkan bagi pengguna baru yang belum pernah memberikan *rating* pada sistem destinasi wisata Kota Batu. Pengguna baru memasukkan data preferensinya pada sistem yang dibuat menggunakan *unity*, kemudian mendapatkan rekomendasi destinasi wisata Kota Batu yang sesuai dengan preferensinya berdasarkan perhitungan *feedforward* menggunakan nilai *update* bobot dan bias dari proses *training* data dengan metode *artificial neural network*.

#### 3.2 Desain Sistem

Pada sub bab ini menjelaskan tentang desain sistem yang digunakan dalam sistem rekomendasi pada *game* destinasi wisata Kota Batu. Untuk mengetahui perbedaannya, desain sistem ditunjukkan dalam bentuk dua diagram blok yaitu diagram blok sistem rekomendasi pada *game* destinasi wisata Kota Batu menggunakan metode *collaborative filtering* yang ditunjukkan pada gambar 3.1. Untuk gambar 3.2 menunjukkan diagram blok menggunakan metode *artificial neural network* untuk mengatasi *cold-start problem*.



Gambar 3. 1 Diagram blok sistem menggunakan *collaborative filtering*

a. *Input*

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data *rating* wisatawan terhadap destinasi wisata Kota Batu untuk di simpan dalam *Microsoft excel*. Selain itu terdapat *input data rating* bagi pengguna target yang memiliki riwayat penilaian item pada sistem. Pengguna yang dapat memberikan nilai *rating* pada sistem ini merupakan wisatawan yang telah berwisata di Kota Batu.

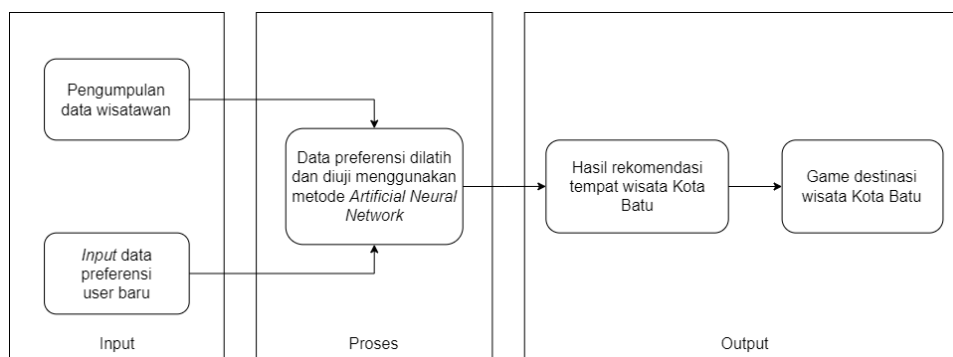
b. *Proses*

Pada tahap ini akan menghitung nilai *similarity* antar pengguna, kemudian dilakukan perhitungan nilai prediksi *rating* item terhadap pengguna target. Umumnya, untuk menghitung nilai *similarity* menggunakan persamaan 2.1 sedangkan nilai prediksi menggunakan persamaan 2.2.

c. *Output*

Berdasarkan perhitungan nilai prediksi tersebut maka menghasilkan nilai *rating* item wisata untuk pengguna target. Nilai yang tertinggi merupakan hasil rekomendasi destinasi wisata kepada pengguna target.

Setelah itu pengguna menjalankan permainan dengan latar tempat wisata Kota Batu sesuai dengan hasil rekomendasi yang diberikan oleh sistem.



Gambar 3. 2 Diagram blok sistem menggunakan *artificial neural network*

a. *Input*

Pada tahap ini pengumpulan data wisatawan merupakan data preferensi pengguna dan rekomendasi destinasi wisata yang diberikan oleh wisatawan. Data tersebut digunakan sebagai data *training* untuk diproses dengan metode *artificial neural network* menggunakan algoritma pembelajaran *backpropagation*. Selain itu terdapat *input* data preferensi pengguna baru yaitu data preferensi wisatawan baru. *Input* data tersebut akan digunakan sebagai data *testing* kemudian di proses dengan perhitungan *feedforward neural network*.

b. *Proses*

Pada tahap ini kumpulan data *training* akan dilatih dengan metode *artificial neural network* yaitu *multilayer perceptron* dengan menggunakan algoritma *backpropagation* untuk menghasilkan arsitektur jaringan yang terbaik. Dari jaringan tersebut menghasilkan

nilai – nilai bobot dan bias yang ter-*update*, kemudian nilai – nilai tersebut digunakan dalam proses *testing* untuk mendapatkan *output* rekomendasi destinasi wisata. Pada proses *testing* ini dilakukan perhitungan *feedforward neural network* yaitu menghitung data *testing* dengan nilai – nilai *update* bobot dan bias. Proses ini sama halnya dengan sistem dapat mengatasi *cold-start problem*, karena sistem dapat merekomendasikan item kepada pengguna baru.

c. *Output*

*Output* dari sistem ini berupa rekomendasi destinasi wisata Kota Batu kepada wisatawan baru yang sesuai dengan preferensinya. Setelah itu wisatawan baru akan memainkan *game* destinasi wisata Kota Batu dengan latar belakang tempat yang sesuai dengan hasil rekomendasi dari sistem.

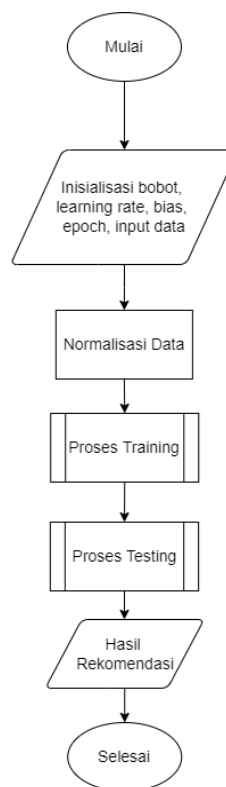
Berdasarkan penjelasan diagram blok pertama yaitu metode *collaborative filtering* tidak diperuntukan bagi pengguna baru, karena proses pengolahan datanya dibutuhkan nilai *rating*. Berbeda dengan diagram blok kedua, proses pengolahan data preferensi wisatawan menggunakan metode *artificial neural network*. Dimana wisatawan baru memasukkan data preferensinya dan mendapatkan rekomendasi wisata berdasarkan perhitungan *feedforward* metode *artificial neural network*.

### **3.3 Perancangan Sistem**

Pada subbab ini akan dijelaskan tentang rancangan metode yang *artificial neural network*.

### 3.3.1 Flowchart Metode Artificial Neural Network

Flowchart pada gambar 3.3 menunjukkan keseluruhan alur kerja yang terjadi pada metode *artificial neural network*. Alur ini terdiri dari langkah awal yaitu inialisasi parameter hingga menghasilkan jaringan yang terbaik dan kemudian menghasilkan rekomendasi yang sesuai dengan preferensi pengguna pada proses testing. Untuk lebih jelasnya, proses *training* dan *testing* diberikan *flowchart* masing – masing.

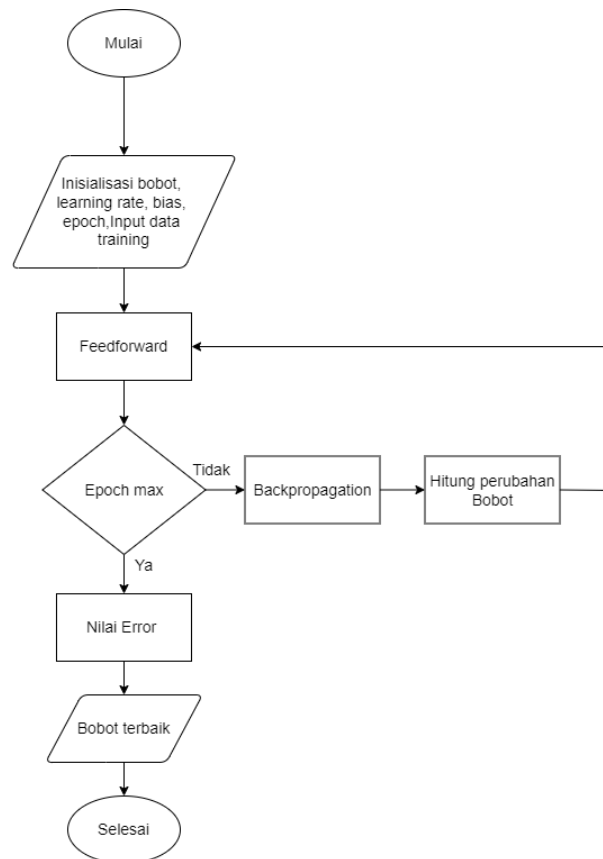


Gambar 3. 3 Flowchart metode *artificial neural network*

#### a. Flowchart proses *training*

Proses ini dilakukan oleh data *training* yang telah dinormalisasi kemudian dilatih menggunakan algoritma pembelajaran *backpropagation*. Selain itu, jumlah iterasi (*epoch*) serta nilai bobot dan bias digunakan dalam proses

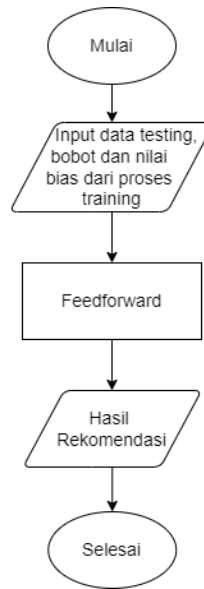
*training* hingga menghasilkan arsitektur jaringan dan nilai *update* bobot serta nilai bias yang terbaik. Tujuannya yaitu untuk mendapatkan *output* yang terbaik dalam proses *testing*. Berikut ini merupakan *flowchart* dari proses *training* yang ditampilkan pada gambar 3.4.



Gambar 3. 4 *Flowchart* proses *training*

#### b. *Flowchart* proses *testing*

*Flowchart* proses *testing* dilakukan dengan memasukkan *input* data uji, nilai *update* bobot dan bias hasil dari proses *training* untuk menghasilkan *output* rekomendasi dari sistem. Berikut ini merupakan *flowchart* proses *testing* ditunjukkan pada gambar 3.5.



Gambar 3. 5 *Flowchart* proses *testing*

### 3.3.2 Rancangan Metode *Artificial Neural Network*

Perancangan sistem dilakukan menggunakan data kuesioner yang telah dibagikan melalui *google form* dan menanyakan langsung kepada responden di tempat wisata. Data preferensi pengguna atau wisatawan yang digunakan yaitu 227 data dan dibagi menjadi 80% *training* dan 20% *testing*. Dalam data preferensi pengguna juga terdapat 5 rekomendasi destinasi wisata yang diberikan oleh wisatawan. Pembagian data tersebut sebagaimana yang dilakukan pada penelitian (Achmalia et al., 2019). Kemudian data tersebut akan diolah dan digunakan dalam menentukan sistem rekomendasi destinasi wisata Kota Batu menggunakan metode *artificial neural network*.

#### a. *Input Metode Artificial Neural Network*

Sistem dirancang menggunakan data preferensi pengguna sebagai *input*. Berikut ini merupakan sepuluh variabel preferensi pengguna yang ditampilkan dalam tabel 3.1.

Tabel 3. 1 *Input* preferensi pengguna

<i>Input</i>	<b>Preferensi</b>
X1	Jenis kelamin
X2	Usia
X3	Pekerjaan
X4	Hobi/kesukaan
X5	Tujuan berwisata
X6	Status perkawinan
X7	Daerah asal
X8	Teman perjalanan
X9	Minimal Pendidikan
X10	<i>Repetition</i>

Masing – masing preferensi memiliki batasan nilai untuk menentukan kepemilikan preferensi yang sesuai dengan pengguna.

Tabel 3.2 yang menunjukkan batasan nilai masing – masing preferensi.

Tabel 3. 2 Batasan nilai preferensi pengguna

<i>Input</i>	<b>Preferensi</b>	<b>Batasan nilai</b>	
X1	Jenis kelamin	Laki - laki	1
		Perempuan	2
X2	Usia	7 – 11 tahun	1
		12 – 25 tahun	2
		26 – 45 tahun	3
		Lebih dari 46 tahun	4
X3	Pekerjaan	Wiraswasta	1
		PNS/TNI/POLRI	2
		Pelajar/Mahasiswa	3
		Lainnya	4
X4	Hobi/kesukaan	Berenang	1
		<i>Traveling</i>	2
		Mendaki	3
		Olahraga	4



		Fotografi	5
X5	Tujuan Berwisata	Rekreasi/Liburan	1
		Penelitian/pendidikan	2
		Bisnis/perdagangan	3
		Ritual/budaya/ziarah	4
X6	Status perkawinan	Menikah	1
		Belum menikah	2
X7	Daerah asal	Kota Batu	1
		Luar Kota Batu	2
X8	Teman perjalanan	Keluarga	1
		Teman	2
		Rekan kerja	3
		Pasangan	4
		Sendiri	5
X9	Minimal pendidikan	SD	1
		SMP	2
		SMA/SMK	3
		S1/D1/D2/D3	4
X10	<i>Repetition</i>	Pernah	1
		Belum pernah	2

#### b. Normalisasi Data

Sebelum dilakukan proses perhitungan *artificial neural network* nilai *input* data preferensi pengguna dinormalisasikan. Terdapat 3 teknik normalisasi data, salah satunya *min-max normalization*. Dalam penelitian (Adeyemo et al., 2020) menggunakan *min-max normalization* merupakan teknik yang dapat mentransformasikan *output* dari satu rentang nilai ke rentang nilai yang baru secara linier. Skala yang digunakan dalam mentransformasikan nilai tersebut terletak antara 0 sampai 1 atau -1 sampai 1. Tabel 3.3 menunjukkan hasil normalisasi *input* data

*testing* 1 dan berikut ini merupakan persamaan *min-max normalization*:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3.1)$$

Keterangan

$X'$  = Hasil nilai normalisasi

$X$  = Nilai data aktual

$X_{min}$  = Nilai minimum data aktual

$X_{max}$  = Nilai maksimum data aktual

Tabel 3. 3 Normalisasi *input data testing* ke-1

<i>Input</i>	<b>Data 1</b>	
	<i>Input data</i>	Normalisasi <i>input data</i>
<b>X1</b>	1	0
<b>X2</b>	3	0,67
<b>X3</b>	1	0
<b>X4</b>	3	0,5
<b>X5</b>	1	0
<b>X6</b>	2	1
<b>X7</b>	1	0
<b>X8</b>	4	0,75
<b>X9</b>	3	0,67
<b>X10</b>	1	0

### c. *Output Metode Artificial Neural Network*

Dalam sistem yang dirancang pengguna baru atau wisatawan baru memasukkan preferensinya, kemudian sistem menentukan rekomendasi berdasarkan perhitungan *feedforward artificial neural network*. Item wisata yang digunakan sebagai hasil rekomendasi

terdapat 14 item destinasi wisata Kota Batu yang ditunjukkan pada tabel 3.4.

Tabel 3. 4 Item wisata

<b>Output</b>	<b>Item Wisata</b>
Y1	Jatim park 1
Y2	Jatim park 2
Y3	Jatim park 3
Y4	Museum Angkut
Y5	Selecta
Y6	BNS
Y7	<i>Eco green park</i>
Y8	Alun – alun Kota Batu
Y9	Kusuma agro
Y10	Cangar
Y11	Coban talun
Y12	Pemandian songgoriti
Y13	Coban rais
Y14	<i>Predator fun park</i>

Untuk *output* aktual dari data preferensi pengguna yang memiliki nilai *output* dari Y1 – Y14 akan direpresentasikan menjadi nilai biner yaitu 0 dan 1. Karena setiap pengguna memberikan 5 rekomendasi destinasi wisata dari 14 item destinasi wisata Kota Batu, dimana *output* yang bernilai 1 artinya item wisata yang dipilih oleh pengguna begitupun sebaliknya *output* yang bernilai 0 artinya item wisata tidak dipilih oleh pengguna. Hal tersebut dikarenakan data pada penelitian ini termasuk dalam masalah *multi-label classification*. *Multi-label classification* merupakan teknik klasifikasi yang terjadi apabila data yang diklasifikasikan termasuk

dalam lebih dari satu kelas (Bariyah et al., 2021) dan memiliki lebih dari satu label. Dalam penelitian ini yang dimaksud label adalah *output* Y1 – Y14. Pada tabel 3.5 menunjukkan *output* pada data 1 yang direpresentasikan menjadi *output* biner.

Tabel 3. 5 *Output* biner data ke-1

<i>Output</i>	<i>Output</i> biner													
	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6	Y7	Y8	Y9	Y10	Y11	Y12	Y13	Y14
Y2,Y3,Y5,Y6,Y8	0	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0

#### d. Perhitungan *Feedforward Neural Network*

Pada subab ini penulis menggunakan arsitektur jaringan 10 – 5 – 3 – 1 – 14 untuk menunjukkan perhitungan *feedforward neural network*. Selama proses *training* menggunakan *multilayer perceptron* dengan algoritma pembelajaran *backpropagation*. Kemudian nilai *update* bobot dan bias dari hasil *training* tersebut digunakan dalam proses *testing*. Pada table 3.6 merupakan nilai *update* bobot dan bias dari *input layer* ke *hidden layer* 1 setelah dilakukan proses *training data* dengan arsitektur jaringan 10 – 5 – 3 – 1 – 14 yang ditampilkan pada gambar 3.6.

Tabel 3. 6 Nilai *update* bobot dan bias dari *input layer* ke *hidden layer* 1

		<i>Neuron pada hidden layer 1 (j)</i>				
		<i>Neuron 1</i>	<i>Neuron 2</i>	<i>Neuron 3</i>	<i>Neuron 4</i>	<i>Neuron 5</i>
<i>Neuron pada input</i>	X1	$W_{1.1}$	$W_{1.2}$	$W_{1.3}$	$W_{1.4}$	$W_{1.5}$
		0,1124345	0,33136126	-0,073872	0,1511878	0,31474343
	X2	$W_{2.1}$	$W_{2.2}$	$W_{2.3}$	$W_{2.4}$	$W_{2.5}$
		0,09313086	0,3724643	-0,556783	-0,40888	-0,13091694
	X3	$W_{3.1}$	$W_{3.2}$	$W_{3.3}$	$W_{3.4}$	$W_{3.5}$
		-0,7294875	0,5605397	0,5100032	0,4263864	0,83046603
	X4	$W_{4.1}$	$W_{4.2}$	$W_{4.3}$	$W_{4.4}$	$W_{4.5}$

	-0,71876615	-0,1964201	-1,144123	0,3732849	0,10556862
<b>X5</b>	$W_{5.1}$	$W_{5.2}$	$W_{5.3}$	$W_{5.4}$	$W_{5.5}$
	1,0479033	-0,5701903	-0,005762	-1,169659	0,7064517
<b>X6</b>	$W_{6.1}$	$W_{6.2}$	$W_{6.3}$	$W_{6.4}$	$W_{6.5}$
	-0,45996985	0,60269594	0,2102531	-0,631811	-0,08790669
<b>X7</b>	$W_{7.1}$	$W_{7.2}$	$W_{7.3}$	$W_{7.4}$	$W_{7.5}$
	-0,3101438	-0,48332992	0,2371842	0,1094501	0,9097904
<b>X8</b>	$W_{8.1}$	$W_{8.2}$	$W_{8.3}$	$W_{8.4}$	$W_{8.5}$
	-0,8557204	0,9138076	1,0545229	-0,840751	-0,72350377
<b>X9</b>	$W_{9.1}$	$W_{9.2}$	$W_{9.3}$	$W_{9.4}$	$W_{9.5}$
	0,5742645	-0,11803884	0,0313254	0,6218832	-0,15895931
<b>X10</b>	$W_{10.1}$	$W_{10.2}$	$W_{10.3}$	$W_{10.4}$	$W_{10.5}$
	-0,18357266	-0,4474162	0,1051842	0,591698	0,26451728
<b>Bias</b>	$W_{0.1}$	$W_{0.2}$	$W_{0.3}$	$W_{0.4}$	$W_{0.5}$
	0,14659381	0,30382118	-0,034714	-0,406541	0,14146805

Untuk nilai *update* bobot dan bias pada *hidden layer* yang lainnya dari arsitektur jaringan 10 – 5 – 3 – 1 – 14 dicantumkan pada lampiran 1.

Berikut ini persamaan untuk menghitung *output feedforward* yang dilakukan pada data *testing* 1 (tabel 3.4) dengan menggunakan nilai *update* bobot dan bias serta fungsi aktivasi ReLU di setiap *hidden layer*nya, untuk *output layer* menggunakan fungsi aktivasi sigmoid.

- Menghitung *output* pada *hidden layer* 1

$$Z_{inj} = \sum_{i=1}^{10} x_i w_{ij} + w_{0j} \quad (3.2)$$

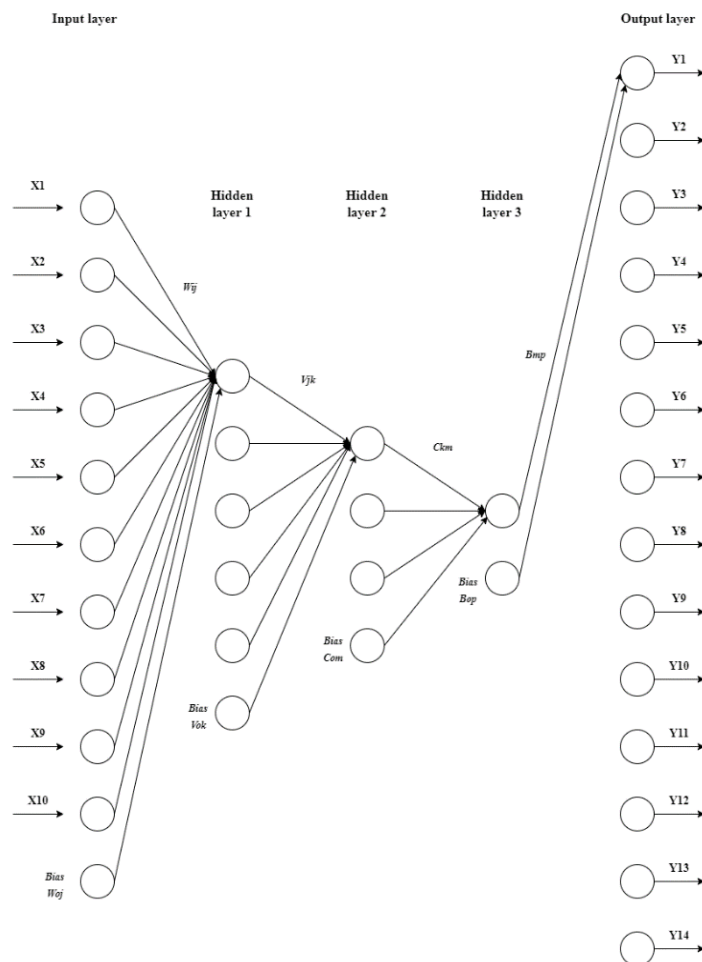
$$\begin{aligned}
 z_{in_1} = & \left( (0 \times 0,1124345) + (0,67 \times 0,09313086) + (0 \times (-0,7294875)) \right) \\
 & + (0,5 \times (-0,71876615)) + (0 \times 1,0479033) \\
 & + (1 \times (-0,45996985)) + (0 \times (-0,3101438)) \\
 & + (0,75 \times (-0,8557204)) + (0,67 \times 0,5742645) \\
 & + (0 \times (-0,18357266)) + 0,14659381 = -0,86739452
 \end{aligned}$$

$$z_{in_2} = 1,66412783$$

$$z_{in_3} = 0,042313$$

$$z_{in_4} = -1,33956$$

$$z_{in_5} = -0,63049925$$



Gambar 3. 6 Arsitektur jaringan 10 - 5 - 3 - 1 - 14

Kemudian menerapkan fungsi aktivasi ReLU

$$Z_j = f(Z_{in_j}) = f(0, Z_{in_j}) \quad (3.3)$$

$$z_1 = f(0, -0,86739452) = 0$$

$$z_2 = f(0, 1,66412783) = 1,66412783$$

$$z_3 = f(0, 0,042313) = 0,042313$$

$$z_4 = f(0, -1,33956) = 0$$

$$z_5 = f(0, -0,63049925) = 0$$

- Menghitung *output* pada *hidden layer 2*

$$T_{in_k} = \sum_{j=1}^5 z_j v_{jk} + v_{ok} \quad (3.4)$$

$$t_{in_1} = ((0 \times 1,001972) + (1,66412783 \times (-1,22544)) + (0,042313 \times 0,50373095)) + 0,2204804 = -1,818808$$

$$t_{in_2} = 1,540193$$

$$t_{in_3} = 2,100999$$

Kemudian menerapkan fungsi aktivasi ReLU

$$T_k = f(t_{in_k}) = f(0, t_{in_k}) \quad (3.5)$$

$$t_1 = f(0, -1,818808) = 0$$

$$t_2 = f(0, 1,540193) = 1,540193$$

$$t_3 = f(0, 2,100999) = 2,100999$$

- Menghitung *output* pada *hidden layer 3*

$$S_{in_m} = \sum_{k=1}^3 t_k c_{km} + c_{om} \quad (3.6)$$

$$s_{in_1} = ((0 \times 1,5854249) + (1,540193 \times 2,1200616) \\ + (2,1009999 \times 0,50373095)) + 0,14750072 = 4,5323698$$

Kemudian menerapkan fungsi aktivasi ReLU

$$S_m = f(s_{in_m}) = f(0, s_{in_m}) \quad (3.7)$$

$$s_1 = f(0, 4,5323698) = 4,5323698$$

- Menghitung *output* pada *output layer*

$$Y_{in_p} = \sum_{m=1}^1 s_m b_{mp} + b_{op} \quad (3.8)$$

$$y_{in_1} = ((4,5323698 \times 0,1801669)) + 0,2126249 = 1,02920792$$

$$y_{in_2} = 0,683675$$

$$y_{in_3} = -0,00539$$

$$y_{in_4} = -0,0057906$$

$$y_{in_5} = 0,176207$$

$$y_{in_6} = -0,52462$$

$$y_{in_7} = -0,84281$$

$$y_{in_8} = 0,5971233$$

$$y_{in_9} = -2,9960259$$

$$y_{in_{10}} = -1,52689$$

$$y_{in_{11}} = -2,33415$$

$$y_{in_{12}} = -2,73836$$

$$y_{in_{13}} = -3,27086$$

$$y_{in_{14}} = -3,25597$$

Kemudian menerapkan fungsi aktivasi *sigmoid*



$$Y_p = f(y_{in_p}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{in_p}}} \quad (3.9)$$

$$y_1 = \frac{1}{1 + e^{-1,018177}} = 0,734617$$

$$y_2 = 0,664558$$

$$y_3 = 0,498653$$

$$y_4 = 0,49855235$$

$$y_5 = 0,543938$$

$$y_6 = 0,317774$$

$$y_7 = 0,300944$$

$$y_8 = 0,6449979$$

$$y_9 = 0,04760573$$

$$y_{10} = 0,178499$$

$$y_{11} = 0,088334$$

$$y_{12} = 0,060747$$

$$y_{13} = 0,036584$$

$$y_{14} = 0,037113$$

Berdasarkan perhitungan *feedforward* di atas maka menghasilkan 14 *output* prediksi. Dari 14 *output* tersebut yang memiliki nilai  $y \geq 0,5$  sama dengan 1, jika ditulis dalam *output* biner. Hasil tersebut merupakan rekomendasi destinasi wisata Kota Batu pada wisatawan baru yang ditunjukkan pada tabel 3.7.

Tabel 3. 7 *Output* prediksi data *testing* ke-1

<b><i>Output</i> prediksi</b>	<b><i>Output</i> prediksi biner</b>	<b>Item wisata</b>
0,734617	1	Jatim park 1
0,664558	1	Jatim park 2
0,498653	0	Jatim park 3
0,49855235	0	Museum Angkut

0,543938	1	Selecta
0,371774	0	BNS
0,300944	0	Eco green park
0,6449979	1	Alun – alun Kota Batu
0,04760573	0	Kusuma agro
0,178449	0	Cangar
0,088334	0	Coban talun
0,060747	0	Pemandian songgoriti
0,036584	0	Coban rais
0,037113	0	Predator fun park

## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam bab ini menjelaskan penerapan sistem pada *game* untuk merekomendasikan destinasi wisata Kota Batu kepada wisatawan baru dan pengujian data pada pengguna baru menggunakan metode *collaborative filtering* yang akan dibandingkan dengan metode *artificial neural network* untuk membuktikan bahwa metode yang digunakan dapat mengatasi *cold-start problem*. Data pengujian tersebut akan dihitung menggunakan *confussion matrix* untuk menentukan *accuracy*, presisi, *recall* dan *f-measure*.

#### 4.1 Implementasi Perangkat

Berikut merupakan *device* yang dibutuhkan dalam membangun sistem.

##### 4.1.1 Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan dalam sistem ini yaitu:

- a. OS Windows 10 64 bit
- b. *Visual Studio Code*
- c. *Unity3D*
- d. *Google Chrome*
- e. *Google Colab*

##### 4.1.2 Perangkat Keras

Spesifikasi *hardware* yang digunakan dalam sistem ini adalah:

- a. Processor Intel® Core i5
- b. RAM 4 GB
- c. *Keyboard*

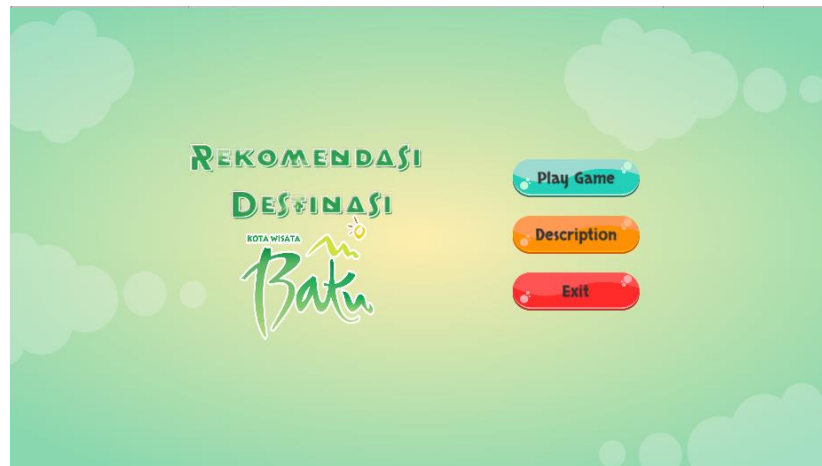
d. *Mouse*

## 4.2 Implementasi *User Interface*

Penggunaan *user interface* dapat mempermudah pengguna dalam menggunakan sistem.

### 4.2.1 Tampilan *Main Menu*

Pada tampilan ini terdapat *main menu* yang terdiri dari tombol *button play* yang berfungsi untuk memainkan *game* dan *button exit* memberikan aksi keluar dari *game*. Namun sebelum itu pengguna di arahkan mengisi preferensi wisatawan untuk mendapatkan hasil rekomendasi. Tampilan *main menu* dapat ditunjukkan pada gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Tampilan *main menu*

### 4.2.2 Tampilan *Description*

Gambar 4.2 menunjukkan deskripsi tentang *game* rekomendasi destinasi wisata Kota Batu dan alur *game* yang di jalan pada permainan tersebut.



Gambar 4. 2 Tampilan *description*

#### 4.2.3 Tampilan *Input* Preferensi

Pada tampilan ini pengguna memasukkan preferensi masing – masing untuk mendapatkan rekomendasi yang sesuai ditunjukkan pada gambar 4.3.

Gambar 4. 3 Tampilan *input* preferensi

#### 4.2.4 Tampilan Hasil Rekomendasi

*User interface* ini menampilkan 5 *output* rekomendasi destinasi wisata Kota Batu yang sesuai dengan preferensi pengguna yang ditunjukkan pada gambar 4.4.



Gambar 4. 4 Tampilan hasil rekomendasi wisata

#### 4.2.5 Tampilan *Game*

Gambar 4.5 merupakan *scene* pada salah satu *game* yang berlatar belakang hasil rekomendasi yang telah dipilih oleh pengguna. Pada *game* ini karakter *game* dapat berlari, melompat dan berjalan serta mengumpulkan koin sesuai dengan target yang ditentukan pada aturan *game*.

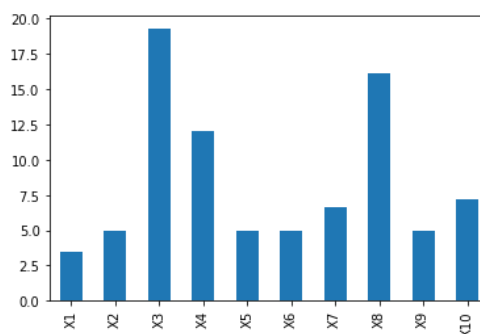


Gambar 4. 5 Tampilan *gameplay*

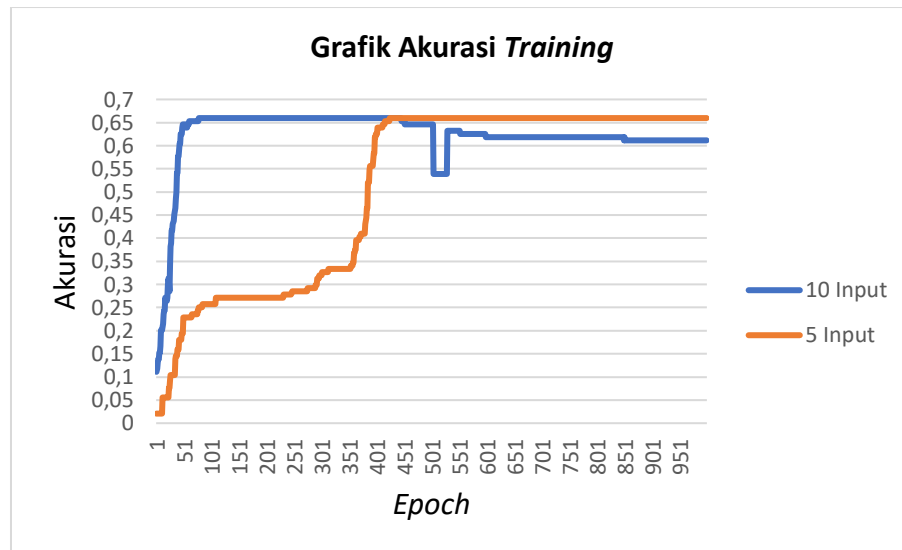
### 4.3 Implementasi *Artificial Neural Network*

Implementasi *artificial neural network* pada sistem dibuat dengan bahasa pemrograman *python* menggunakan *Google colab*. Data yang digunakan terdapat 10 variabel *input* dan 14 *output* item wisata. Menurut penelitian (Bachri et al., 2017) penggunaan variabel *input* yang berlebihan dapat mengurangi akurasi sistem dan biaya komputasi sistem. Oleh karena itu, dibutuhkan sarana yang dapat meminimalkan variabel *input* yaitu menggunakan *feature selection*. Proses seleksi dilakukan dengan memilih setiap fitur atau *input* yang relevan, yaitu untuk *input* yang memiliki korelasi dengan *output* dari sistem. Dalam penelitian ini menggunakan metode *feature selection chi square* karena memiliki performansi yang baik terutama pada *multiclass*. Hal ini dapat dibuktikan dengan hasil akurasi dari proses *training* menggunakan *python* pada arsitektur jaringan 10 – 7 – 5 – 3 – 14 yang menunjukkan akurasi yang lebih kecil daripada arsitektur jaringan 5 – 7 – 5 – 3 – 14. Gambar 4.6 menunjukkan bahwa hasil akurasi dari proses *training* pada arsitektur jaringan 10 – 7 – 5 – 3 – 14 yaitu 0,6111 sedangkan hasil akurasi dari arsitektur jaringan 5 – 7 – 5 – 3 – 14 yaitu 0,6597.

Berikut ini 5 *input* yang mempunyai korelasi paling tinggi dengan *output* yaitu ditunjukkan pada gambar 4.7 grafik *chi square* menggunakan *python*



Gambar 4. 6 Hasil grafik *chi square*



Gambar 4. 7 Grafik akurasi 10 dan 5 *input* data

Berdasarkan grafik di atas menunjukkan bahwa dari 10 *input* terdapat 5 *input* yang nilainya paling tinggi yaitu X3, X4, X7, X8, X10. Kelima *input* tersebut merupakan *input* yang memiliki korelasi paling tinggi dengan *output* dan paling berpengaruh dalam proses klasifikasi pada pengolahan data penelitian ini. Berikut ini merupakan *score* dari variabel *input* tersebut yang ditampilkan dalam tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Hasil *score chi square*

<i>Input</i>	<i>Score</i>	<b>Preferensi</b>
X3	19,26767	Pekerjaan
X4	12,06502	Hobi/Kesukaan
X7	6,640172	Daerah Asal
X8	16,148529	Teman Perjalanan
X10	7,170388	<i>Repetition</i>

#### 4.3.1 *Training data*

Pada proses *training* dilakukan menggunakan 5 *input* dan 14 *output* biner hingga menghasilkan jaringan yang tepat, serta nilai *update* bobot



dan bias. Dalam proses tersebut, data dilatih dengan mengubah beberapa parameter arsitektur jaringan yang bertujuan untuk menghasilkan arsitektur yang terbaik dengan akurasi *training* yang tinggi. Berikut ini merupakan *script* proses *training* dalam bahasa pemrograman *python*.

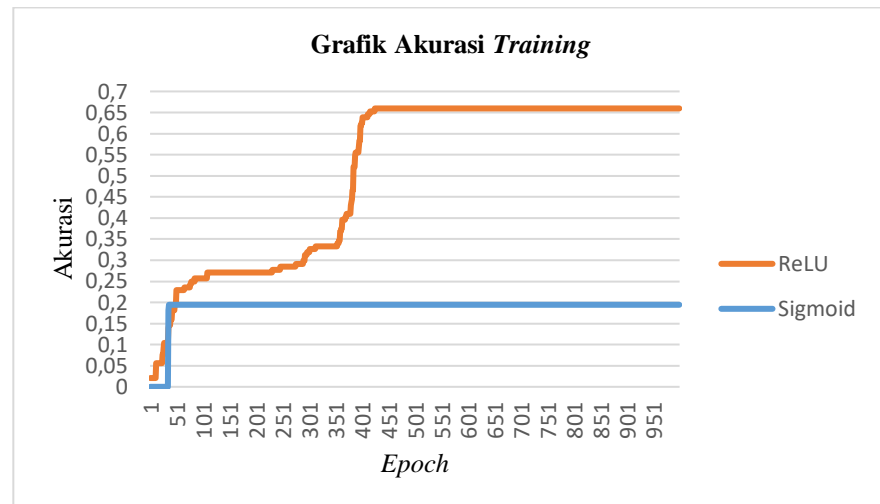
```

model.compile(loss=binary_crossentropy,
              optimizer=SGD(learning_rate=0.1),
              metrics=['accuracy', tf.keras.metrics.Precision(), tf.keras.metrics.Recall()])

training= model.fit(xt_train, y_train,
                   batch_size=batch_size,
                   epochs=n_epochs,
                   verbose=verbosity,
                   validation_split=validation_split)
update_bobot = model.weights

```

Pada proses *training* parameter yang digunakan yaitu *learning rate*, *Stochastic gradient descent* dan fungsi aktivasi ReLU pada *hidden layer* dan fungsi aktivasi sigmoid pada *output layer*. Menurut penelitian (Rahayu, 2021) secara umum fungsi aktivasi yang digunakan dalam *hidden layer* yaitu ReLU sedangkan pada *output layer* yaitu sigmoid. Selain itu pada penelitian ini dibuktikan dengan menggunakan dua fungsi aktivasi tersebut pada *hidden layer* yang akan menunjukkan akurasi *training* paling tinggi. Pada gambar 4.8 menunjukkan bahwa akurasi *training* dengan fungsi aktivasi ReLU pada *hidden layer* sebesar 0,6597 sedangkan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden layer* sebesar 0,1944.



Gambar 4. 8 Grafik akurasi 2 fungsi aktivasi

Dalam proses *training* ini, untuk menghasilkan akurasi *training* yang tinggi maka parameter arsitektur jaringan diubah. Berikut ini merupakan 4 hasil percobaan *training* data.

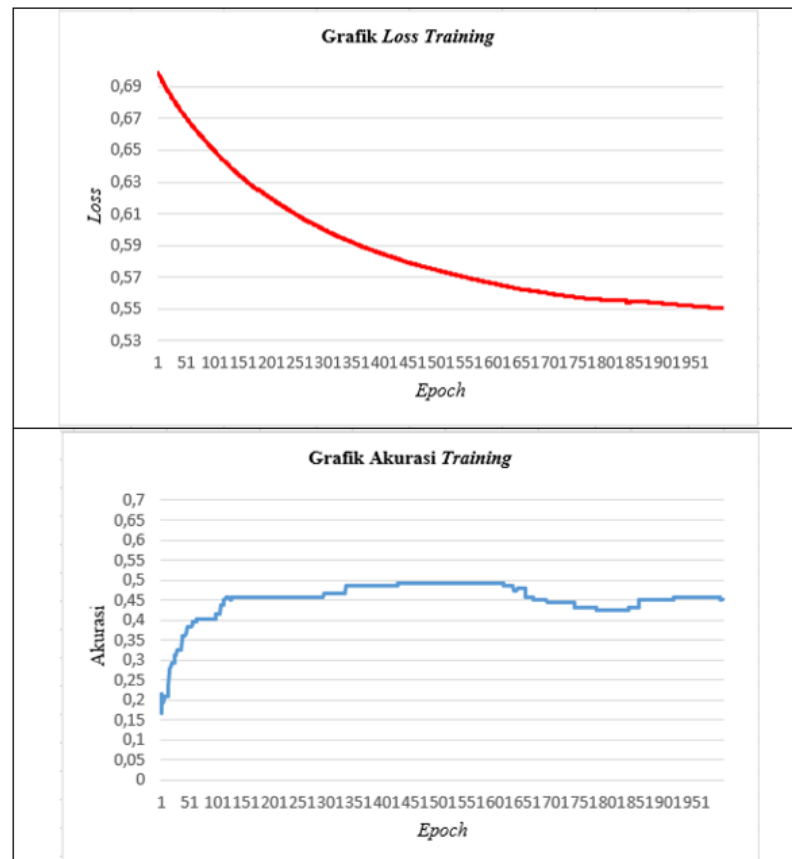
#### a. Arsitektur jaringan 5 – 1 – 5 – 4 – 14

Percobaan pertama dilakukan pada arsitektur jaringan dengan tiga *hidden layer* yang terdiri dari 1 *neuron*, 5 *neuron* dan 4 *neuron*. Berikut ini parameter yang digunakan selama *training* pada percobaan pertama ditunjukkan pada tabel 4.2 dan gambar arsitektur jaringan 5 – 1 – 5 – 4 – 14 diberikan pada gambar 4.10.

Tabel 4. 2 Parameter *training* percobaan ke-1

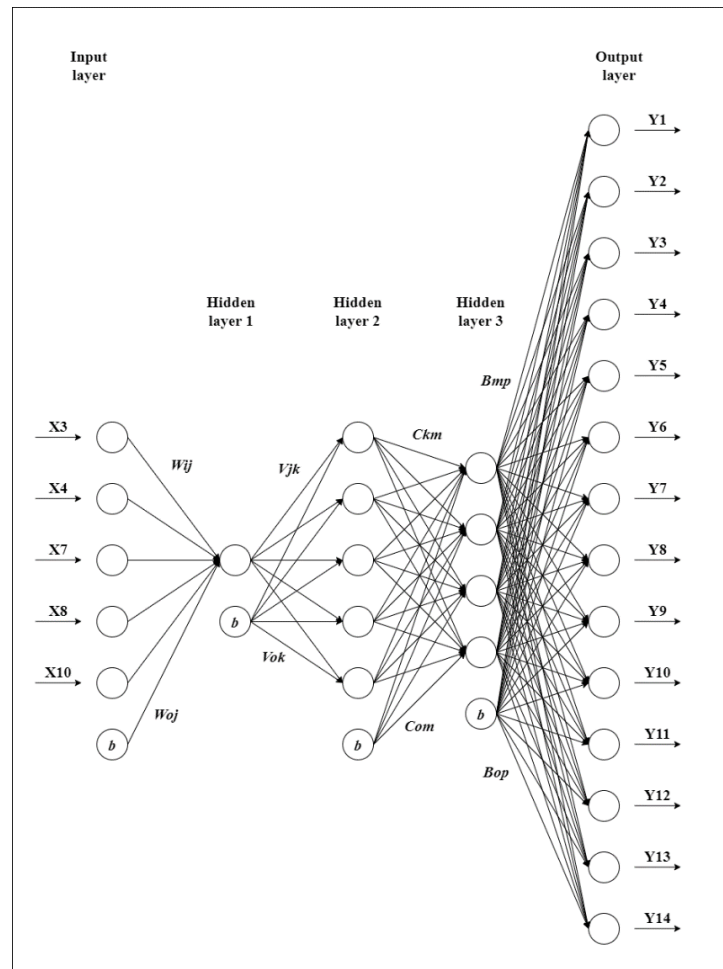
<b>Fungsi aktivasi (<i>Hidden layer</i>)</b>	ReLU
<b>Fungsi aktivasi (<i>Output layer</i>)</b>	Sigmoid
<b><i>Epoch</i></b>	1000
<b><i>Learning rate</i></b>	0,1
<b><i>Optimizer</i></b>	SGD ( <i>Stochastic Gradient Descent</i> )

Pada gambar 4.9 menunjukkan grafik akurasi *training* sebesar 0,4514 dan grafik *loss training* sebesar 0,5504 pada arsitektur jaringan 5 – 1 – 5 – 4 – 14.



Gambar 4. 9 Grafik akurasi dan *loss* arsitektur jaringan 5 - 1 - 5 - 4 - 14

Tabel 4.3 merupakan nilai *update* bobot dan bias dari *input layer* ke *hidden layer 1* yang dihasilkan selama proses *training* pada arsitektur jaringan 5 – 1 – 5 – 4 – 14. Untuk nilai *update* bobot dan bias pada *hidden layer* yang lainnya dari arsitektur jaringan 5 – 1 – 5 – 4 – 14 dicantumkan pada lampiran 2.



Gambar 4. 10 Arsitektur jaringan 5 – 1 – 5 – 4 – 14

Tabel 4. 3 Nilai *update* bobot dan bias percobaan ke-1

		<i>Neuron pada hidden layer 1 (j)</i>	
		<i>Neuron 1</i>	
<i>Neuron pada input layer (i)</i>	<b>X1</b>	$W_{1.1}$	-0,70669967
		$W_{2.1}$	0,79466367
	<b>X3</b>	$W_{2.3}$	-0,08320367
		$W_{2.4}$	0,11464072
	<b>X5</b>	$W_{2.5}$	0,4816571
		$W_{ol}$	0,02568945
	<b>Bias</b>		

### b. Arsitektur jaringan 5 – 3 – 3 – 7 – 14

Percobaan kedua dalam *training* ini menggunakan 3 *hidden layer* yang terdiri dari 3 *neuron*, 3 *neuron* dan 7 *neuron*. Berikut ini merupakan parameter yang digunakan selama *training* pada percobaan kedua ditunjukkan pada tabel 4.4 dan gambar arsitektur jaringan ditunjukkan pada gambar 4.12.

Tabel 4. 4 Parameter *training* percobaan ke-2

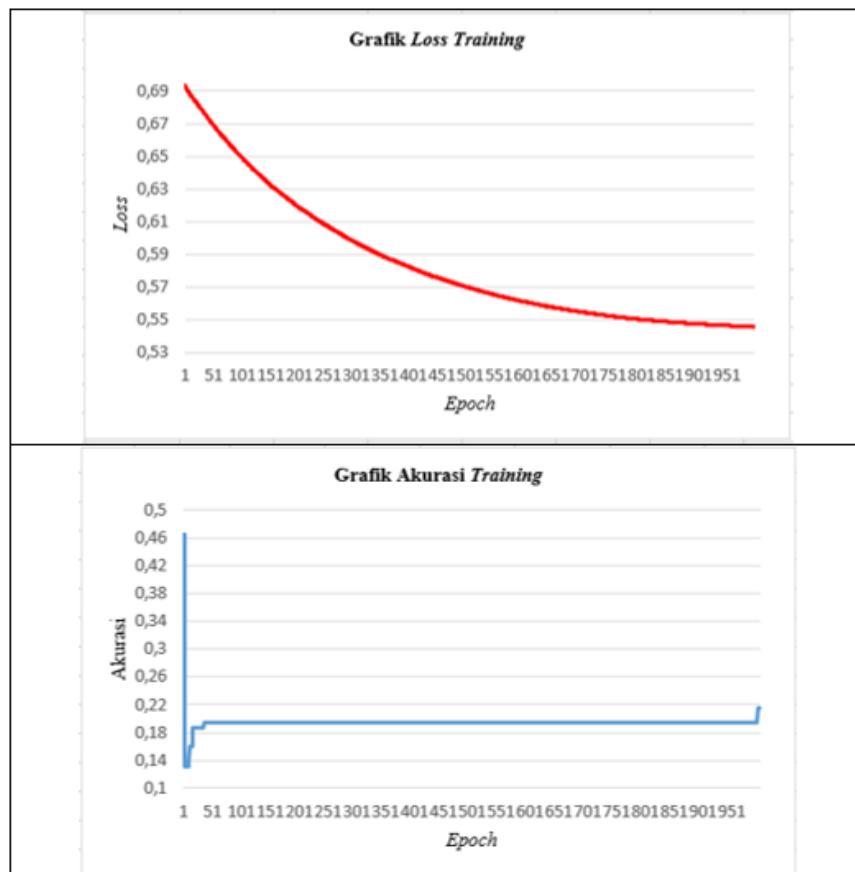
<b>Fungsi aktivasi (<i>Hidden layer</i>)</b>	ReLU
<b>Fungsi aktivasi (<i>Output layer</i>)</b>	Sigmoid
<b><i>Epoch</i></b>	1000
<b><i>Learning rate</i></b>	0,1
<b><i>Optimizer</i></b>	SGD ( <i>Stochastic Gradient Descent</i> )

Gambar 4.11 menunjukkan grafik akurasi *training* sebesar 0,2153 dan grafik *loss training* sebesar 0,5459 pada arsitektur jaringan 5 – 3 – 3 – 7 – 14.

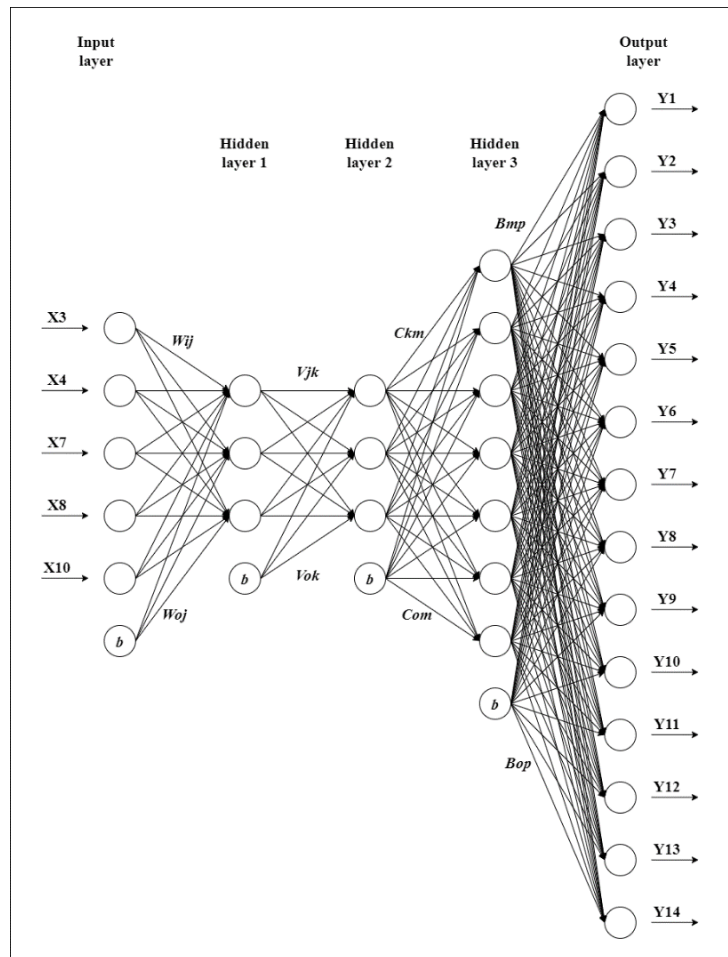
Tabel 4. 5 Nilai *update* bobot dan bias percobaan ke-2

		<b><i>Neuron pada hidden layer 1 (j)</i></b>		
		<b><i>Neuron 1</i></b>	<b><i>Neuron 2</i></b>	<b><i>Neuron 3</i></b>
<b><i>Neuron pada input layer (i)</i></b>	<b>X1</b>	$W_{1,1}$	$W_{1,2}$	$W_{1,3}$
		-0,09305709	0,44507948	-0,31846166
	<b>X2</b>	$W_{2,1}$	$W_{2,2}$	$W_{2,3}$
		-0,5893829	0,03314336	0,00468369
	<b>X3</b>	$W_{3,1}$	$W_{3,2}$	$W_{3,3}$
		-0,18143043	-0,6535009	0,5680568
	<b>X4</b>	$W_{4,1}$	$W_{4,2}$	$W_{4,3}$
		-0,5315461	0,02739085	-0,40351105
	<b>X5</b>	$W_{5,1}$	$W_{5,2}$	$W_{5,3}$
		0,50300777	0,57401025	0,62979525
<b>Bias</b>	$W_{o1}$	$W_{o2}$	$W_{o3}$	
	0,0206052	0,25138858	-0,00027461	

Berikut ini merupakan nilai *update* bobot dan bias dari *input layer* ke *hidden layer 1* yang dihasilkan selama proses *training* pada arsitektur jaringan 5 – 3 – 3 – 7 – 14 ditunjukkan pada tabel 4.5. Untuk nilai *update* bobot dan bias pada *hidden layer* yang lainnya dari arsitektur jaringan ini dicantumkan pada lampiran 3.



Gambar 4. 11 Grafik akurasi dan *loss* arsitektur jaringan 5 - 3 - 3 - 7 - 14



Gambar 4. 12 Arsitektur jaringan 5 – 3 – 3 – 7 – 14

### c. Arsitektur jaringan 5 – 4 – 7 – 9 – 14

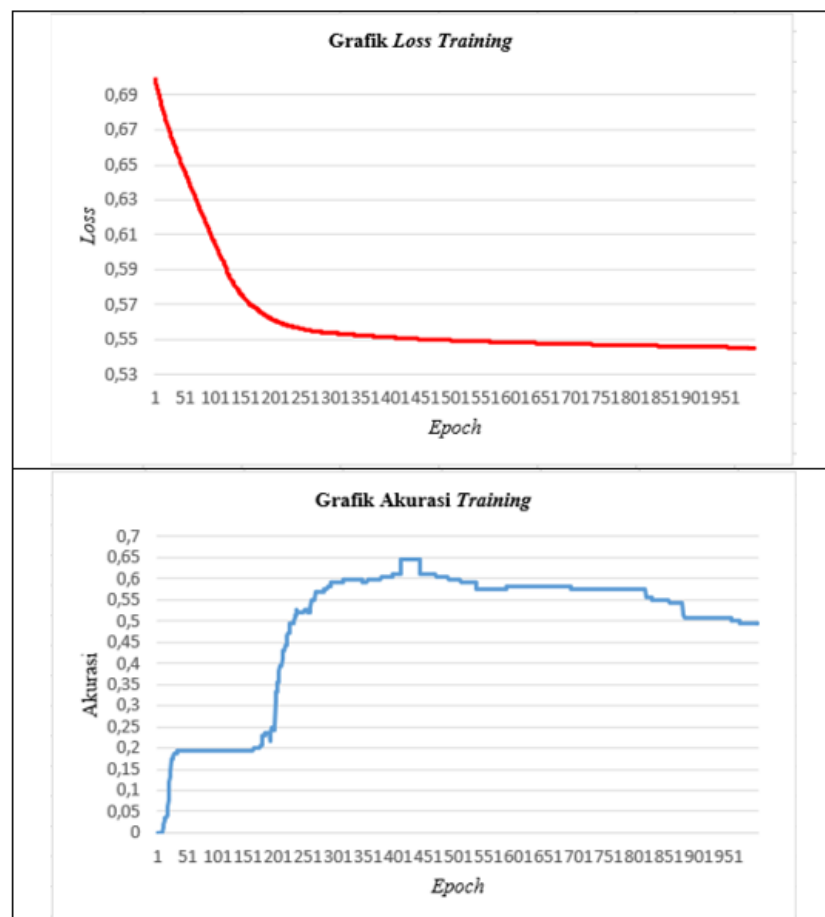
Percobaan ketiga pada proses *training* ini, menggunakan 3 *hidden layer* yaitu 4 *neuron*, 7 *neuron* dan 9 *neuron*. Berikut ini parameter yang digunakan selama *training* pada percobaan ketiga ditunjukkan pada tabel 4.6 dan gambar arsitektur jaringan ditunjukkan pada gambar 4.14.

Tabel 4. 6 Parameter *training* percobaan ke-3

<b>Fungsi aktivasi (<i>Hidden layer</i>)</b>	ReLU
<b>Fungsi aktivasi (<i>Output layer</i>)</b>	Sigmoid
<b><i>Epoch</i></b>	1000

<i>Learning rate</i>	0,1
<i>Optimizer</i>	SGD ( <i>Stochastic Gradient Descent</i> )

Pada gambar 4.13 menunjukkan grafik akurasi *training* sebesar 0,4324 dan grafik *loss training* sebesar 0,5454 pada arsitektur jaringan 5 – 4 – 7 – 9 – 14.



Gambar 4. 13 Grafik akurasi dan *loss* arsitektur jaringan 5 - 4 - 7 - 9 – 14

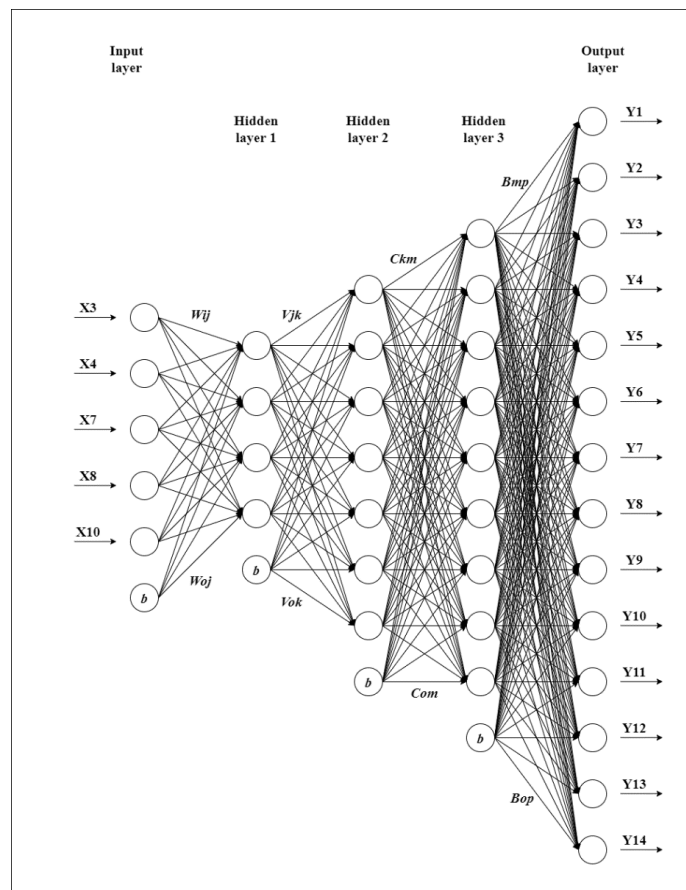
Berikut ini merupakan nilai *update* bobot dan bias dari *input layer* ke *hidden layer 1* yang dihasilkan selama proses *training* pada arsitektur jaringan 5 – 4 – 7 – 9 – 14 ditunjukkan pada tabel 4.7. Untuk



nilai *update* bobot dan bias lainnya dari arsitektur jaringan 5 – 4 – 7 – 9 – 14 dicantumkan pada lampiran 4.

Tabel 4. 7 Nilai *update* bobot dan bias percobaan ke-4

		<i>Neuron pada hidden layer 1 (j)</i>			
		<i>Neuron 1</i>	<i>Neuron 2</i>	<i>Neuron 3</i>	<i>Neuron 4</i>
<i>Neuron pada input layer (i)</i>	<b>X1</b>	$W_{1,1}$	$W_{1,2}$	$W_{1,3}$	$W_{1,4}$
		0,569874	-0,5692045	0,62076473	0,56794727
	<b>X2</b>	$W_{2,1}$	$w_{2,2}$	$W_{2,3}$	$W_{2,4}$
		-0,7404889	0,6951586	-0,4374263	0,8829566
	<b>X3</b>	$W_{3,1}$	$W_{3,2}$	$W_{3,3}$	$W_{3,4}$
		0,5223463	0,30081934	0,5253042	-0,4239697
	<b>X4</b>	$W_{4,1}$	$W_{4,2}$	$W_{4,3}$	$W_{4,4}$
		-0,03731271	0,84055823	-0,39311355	-0,3090087
	<b>X5</b>	$W_{5,1}$	$W_{5,2}$	$W_{5,3}$	$W_{5,4}$
		-0,3001589	0,21315473	-0,28442112	0,5069278
<b>Bias</b>	$W_{o1}$	$W_{o2}$	$W_{o3}$	$W_{o4}$	
	0,00292447	0,46010152	0,00644937	0,45088956	



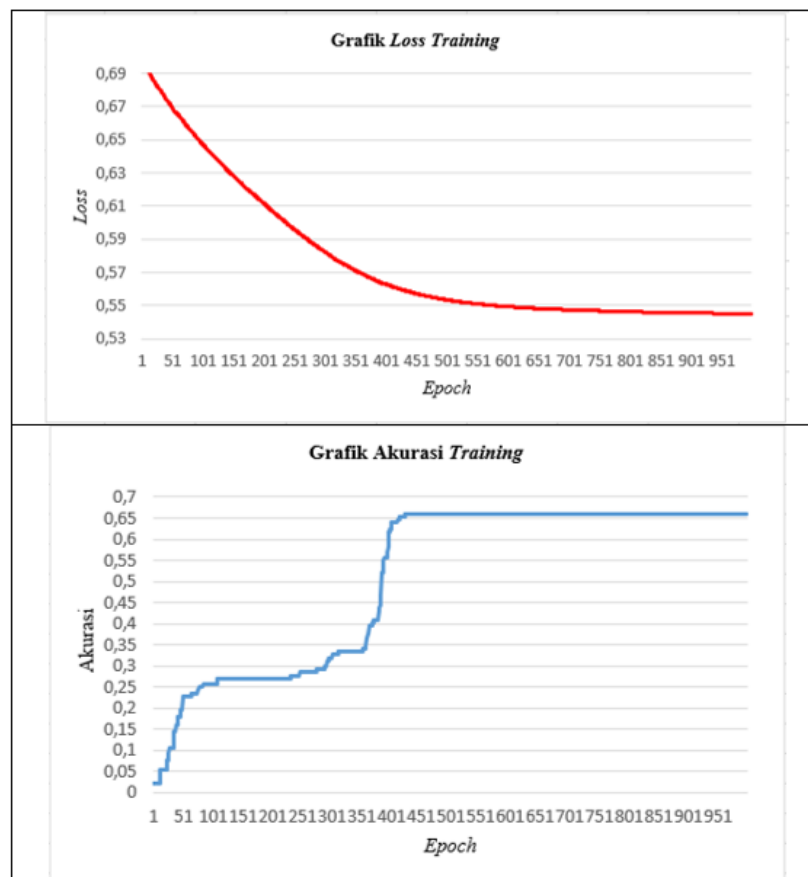
Gambar 4. 14 Arsitektur jaringan 5 – 4 – 7 – 9 – 14

#### d. Arsitektur jaringan 5 – 7 – 5 – 3 – 14

Pada percobaan keempat menggunakan 3 *hidden layer* yang *neuromnya* yaitu 7 *neuron*, 5 *neuron* dan 3 *neuron*. Berikut parameter yang digunakan selama *training* pada percobaan keempat ditampilkan dalam tabel 4.8 dan arsitektur jaringan ditampilka pada gambar 4.16.

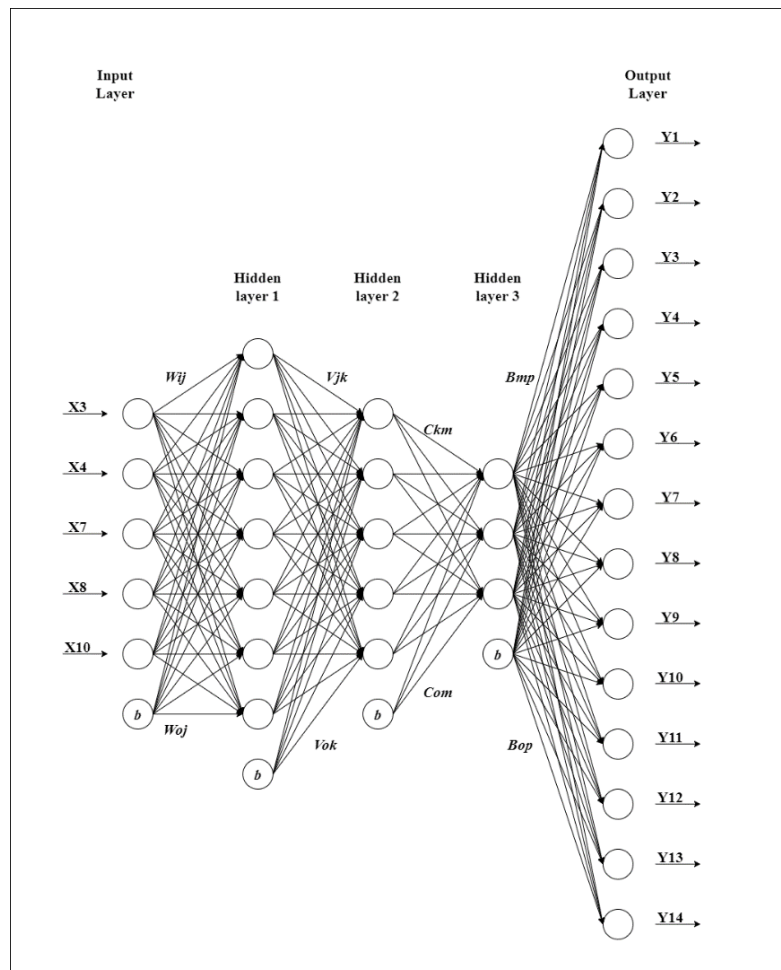
Tabel 4. 8 Parameter *training* percobaan ke-4

<b>Fungsi aktivasi (<i>Hidden layer</i>)</b>	ReLU
<b>Fungsi aktivasi (<i>Output layer</i>)</b>	Sigmoid
<b><i>Epoch</i></b>	1000
<b><i>Learning rate</i></b>	0,1
<b><i>Optimizer</i></b>	SGD ( <i>Stochastic Gradient Descent</i> )



Gambar 4. 15 Grafik akurasi dan *loss* arsitektur jaringan 5 - 7 - 5 - 3 - 14

Pada gambar 4.15 menunjukkan grafik akurasi *training* sebesar 0,6597 dan grafik *loss training* sebesar 0,5449 pada arsitektur jaringan 5 – 7 – 5 – 3 – 14. Berikut ini merupakan nilai *update* bobot dan bias dari *input layer* ke *hidden layer 1* yang dihasilkan selama proses *training* pada arsitektur jaringan 5 – 7 – 5 – 3 – 14 ditunjukkan pada tabel 4.9. Untuk nilai *update* bobot dan bias pada *hidden layer* yang lainnya dari arsitektur jaringan 5 – 7 – 5 – 3 – 14 dicantumkan pada lampiran 5.

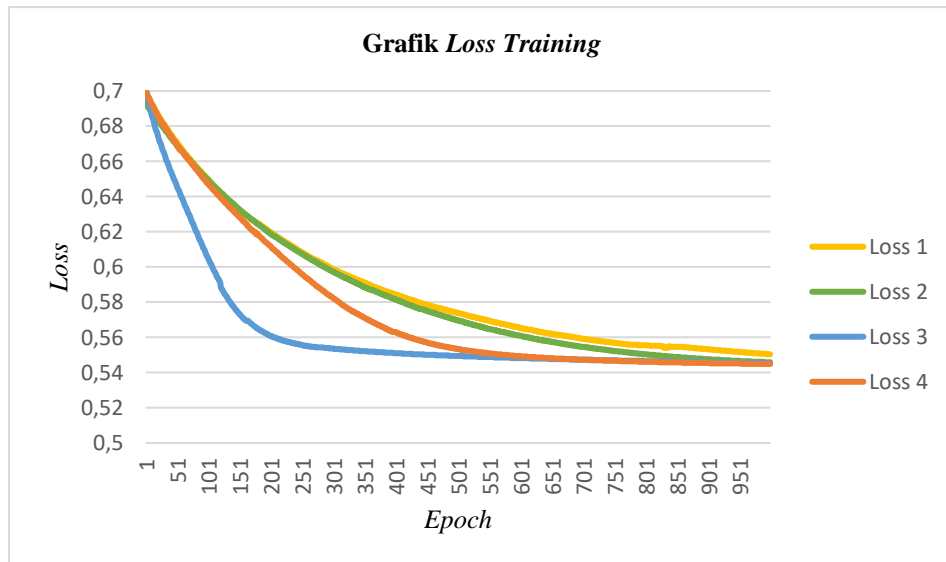
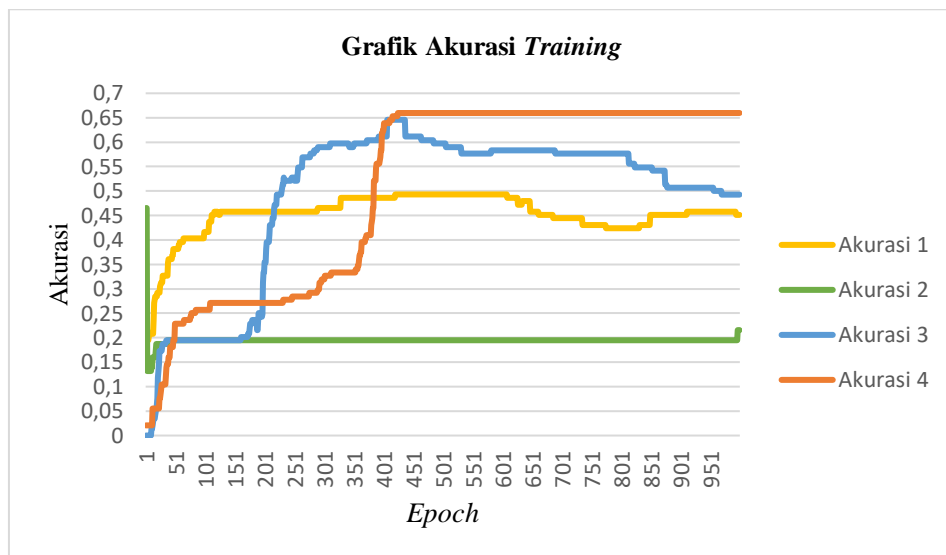


Gambar 4. 16 Arsitektur jaringan 5 – 7 – 5 – 3 – 14

Tabel 4. 9 Nilai *update* bobot dan bias percobaan ke-4

		<i>Neuron pada input layer (i)</i>					<b>Bias</b>
		<b>X3</b>	<b>X4</b>	<b>X7</b>	<b>X8</b>	<b>X10</b>	
<i>Neuron pada hidden layer 1 (j)</i>	<b>Neuron 1</b>	$W_{1,1}$	$W_{2,1}$	$W_{3,1}$	$W_{4,1}$	$W_{5,1}$	$W_{o1}$
		0,6760035	-0,07473943	-0,6433692	0,6937183	0,5857161	-0,00725013
	<b>Neuron 2</b>	$W_{1,2}$	$W_{2,2}$	$W_{3,2}$	$W_{4,2}$	$W_{5,2}$	$W_{o2}$
		-0,27934852	0,35133773	-0,5342352	0,4347445	0,39048004	0,06660797
	<b>Neuron 3</b>	$W_{1,3}$	$W_{2,3}$	$W_{3,3}$	$W_{4,3}$	$W_{5,3}$	$W_{o3}$
		0,0304596	-0,08168326	0,59184176	-0,65525436	0,47666067	-0,03049158
	<b>Neuron 4</b>	$W_{1,4}$	$W_{2,4}$	$W_{3,4}$	$W_{4,4}$	$W_{5,4}$	$W_{o4}$
		-0,1605635	0,5487227	0,51987183	-0,15141141	0,26023993	-0,06782811
	<b>Neuron 5</b>	$W_{1,5}$	$W_{2,5}$	$W_{3,5}$	$W_{4,5}$	$W_{5,5}$	$W_{o5}$
		0,1220964	-0,6949296	0,14513564	0,42310232	0,40364614	0,03826773
	<b>Neuron 6</b>	$W_{1,6}$	$W_{2,6}$	$W_{3,6}$	$W_{4,6}$	$W_{5,6}$	$W_{o6}$
		0,11770694	-0,3515884	-0,360483	-0,09731856	-0,23127222	-0,00214909
	<b>Neuron 7</b>	$W_{1,7}$	$W_{2,7}$	$W_{3,7}$	$W_{4,7}$	$W_{5,7}$	$W_{o7}$
		-0,61743194	-0,17846145	0,6163508	-0,1606066	-0,32634994	-0,02616482

Berdasarkan keempat percobaan yang sudah dilakukan dapat diambil kesimpulan bahwa arsitektur jaringan yang memiliki nilai *loss* yang paling minimum yaitu sebesar 0,5449 dan nilai akurasi yang paling tinggi sebesar 0,6597 selama 1000 *epoch*. Gabungan grafik *loss* dari keempat percobaan *training* yang ditampilkan dalam gambar 4.17 serta grafik akurasi yang ditunjukkan pada gambar 4.18 dapat ditarik kesimpulan bahwa *loss* 4 dan akurasi 4 memiliki hasil yang baik, yaitu hasil dari arsitektur jaringan 5 – 7 – 5 – 3 – 14.

Gambar 4. 17 Grafik *loss* dari hasil keempat *training*Gambar 4. 18 Grafik akurasi dari keempat hasil *training*

### 4.3.2 Implementasi *Feedforward Neural Network* dalam *Unity*

Perhitungan *feedforward neural network* diimplementasikan dalam *unity* untuk menentukan hasil rekomendasi destinasi wisata dan wisatawan dapat memainkan *game* yang telah dibangun.

**a. Script min-max normalization**

Sebelum perhitungan tersebut dilakukan, berikut merupakan salah satu *source code* normalisasi *input* pada preferensi pekerjaan yang dihitung menggunakan *min-max normalization*. Untuk preferensi lainnya di tunjukkan pada lampiran 6.

```

if (x == 1){
    pekerjaan = 0;
    Debug.Log("Nilai normalisasi pekerjaan: "+pekerjaan);
}
else if (x == 2){
    pekerjaan = 0.33;
    Debug.Log("Nilai normalisasi pekerjaan: "+pekerjaan);
}
else if (x == 3){
    pekerjaan = 0.67;
    Debug.Log("Nilai normalisasi pekerjaan: "+pekerjaan);
}
else if (x == 4){
    pekerjaan = 1;
    Debug.Log("Nilai normalisasi pekerjaan: "+pekerjaan);
}

```

**b. Script feedforward**

Perhitungan *feedforward* dilakukan dengan menghitung *input* data dengan nilai *update* bobot dan bias yang telah dihasilkan selama proses *training* dalam *python*. Dimana nilai *update* bobot dan bias yang digunakan yaitu terdapat pada tabel 4.18 beserta lampiran 5 dari arsitektur jaringan 5 – 7 – 5 – 3 – 14. Berikut ini perhitungan *feedforward* pada *hidden layer 1*, untuk perhitungan lainnya pada lampiran 7.

```

zin_1 = ((x3*0.6760035)+(x4*(-0.07473943))+(x7*(-
0.6433692)))+(x8*0.6937183)+(x10*0.5857161))+(-0.00725013);

```

```

zin_2 = ((x3*(-0.27934852))+(x4*0.35133773)+(x7*(-
0.5342352))+(x8*0.4347445)+(x10*0.39048004))+0.06660797;

zin_3 = ((x3*0.0304596)+(x4*(-0.08168326))+(x7*0.59184176)+(x8*(-
0.65525436))+(x10*0.47666067))+(-0.03049158);

zin_4 = ((x3*(-0.1605635))+(x4*0.5487227)+(x7*0.51987183)+(x8*(-
0.15141141))+(x10*0.26023993))+(-0.06782811);

zin_5 = ((x3*0.1220964)+(x4*(-
0.6949296))+(x7*0.14513564)+(x8*0.42310232)+(x10*0.40364614))+0.03826
773;

zin_6 = ((x3*0.11770694)+(x4*(-0.3515884))+(x7*(-0.360483))+(x8*(-
0.09731856))+(x10*(-0.23127222)))+(-0.00214909);

zin_7 = ((x3*(-0.61743194))+(x4*(-0.17846145))+(x7*0.6163508)+(x8*(-
0.1606066))+(x10*(-0.32634994)))+(-0.02616482);

```

**c. Script 5 rekomendasi destinasi wisata pada unity**

*Source code* di atas digunakan untuk menentukan *output* prediksi, kemudian *output* tersebut akan ditampilkan dalam bentuk *button* sehingga wisatawan atau *player* dapat memilih dan memainkan *game* dari salah satu rekomendasi yang diberikan oleh sistem. Pada *button* tersebut akan menampilkan 5 rekomendasi destinasi wisata dari *output* prediksi, dimana jika terdapat *output* prediksi lebih dari sama dengan 0,5 maka hasil rekomendasi akan di tampilkan. Untuk *source code* tampilan lain ditunjukkan pada lampiran 8.

```

string[,] array2D = new string[14, 2] {{y_1.ToString(), "Jatim Park 1"},
    {y_2.ToString(), "Jatim Park 2"}, {y_3.ToString(), "Jatim Park 3"},
    {y_4.ToString(), "Museum Angkut"}, {y_5.ToString(), "Selecta"},
    {y_6.ToString(), "BNS"}, {y_7.ToString(), "Eco Green Park"},
    {y_8.ToString(), "Alun-Alun Batu"}, {y_9.ToString(), "Kusuma Agro"},
    {y_10.ToString(), "Cangar"}, {y_11.ToString(), "Coban Talun"},
    {y_12.ToString(), "Pemandian Songgoriti"}, {y_13.ToString(), "Coban
Rais"}, {y_14.ToString(), "Predator Fun Park"}};

```

```

for(int I = 0; I < array2D.GetLength(0); i++){
    if(Convert.ToDouble(array2D[I,0]) > 0.5){
        wisatarekom.Add(array2D[I, 1]);
        Debug.Log("Score: "+array2D[I, 0]);
    }
}

```

#### 4.4 Pengujian Sistem

Pengujian ini bertujuan untuk membandingkan hasil data pengguna baru atau pengguna uji menggunakan metode *collaborative filtering* dengan metode *artificial neural network*. Pada tabel 4.10 merupakan beberapa kumpulan data *rating* wisatawan, sedangkan baris yang berwarna biru merupakan salah satu data pengguna uji yaitu pengguna baru yang bernama Denara Anjani. Pengguna uji yang dimaksud di sini adalah pengguna baru atau wisatawan baru yang belum pernah berwisata di Kota Batu. Oleh karena itu, nilai *rating* pengguna uji pada kumpulan data tersebut sama dengan 0.

##### 4.4.1 Metode Collaborative Filtering

Pada perhitungan *collaborative filtering* dilakukan dengan menggunakan data *rating* wisatawan untuk menentukan nilai *similarity* yang tertinggi antara pengguna uji (pengguna 7) dan beberapa pengguna lain yang memiliki *rating* (pengguna 1 – 6). Setelah itu dilakukan perhitungan prediksi untuk menentukan hasil rekomendasi destinasi wisata. Berikut ini perhitungan nilai *similarity* menggunakan algoritma *cosine similarity* seperti pada persamaan 2.1.



Tabel 4. 10 Data *rating* wisatawan

Nama pengguna		Rating destinasi wisata													Preferensi					
		Jatim park 1 (A)	Jatim park 2 (B)	Jatim park 3 (C)	Museum angkut (D)	Selecta (E)	BNS (F)	Eco green park (G)	Alun – alun kota batu (H)	Kusuma agro (I)	Cangar (J)	Coban talun (K)	Pemandian songgoriti (L)	Coban rais (M)	Predator fun park (N)	Pekerjaan	Hobi	Daerah asal	Teman perjalanan	Repetition
1	Devian bayu prakoso	8	8	8	7	8	7	7	6	6	5	5	4	3	2	Mahasiswa	Olahraga	Luar kota batu	Pasangan	Pernah
2	Milly	9	8	8	8	10	9	8	10	8	7	8	7	8	7	Karyawan swasta	Mendaki	Kota batu	Keluarga	Pernah
3	Endang lestari	9	8	9	9	9	9	8	8	8	9	9	10	8	9	IRT	Fotografi	Kota batu	Keluarga	Pernah
4	Novella	6	6	9	5	8	9	6	8	6	4	4	4	5	7	Swasta	Berenang	Luar kota batu	Pasangan	Pernah
5	Risky akbar najyono	7	8	8	7	9	9	8	8	6	6	9	7	7	6	Freelancer	Traveling	Kota batu	Teman	Pernah
6	Hasbi ashiddiqi	7	9	10	7	10	9	9	10	10	10	10	8	10	9	Fotografer	Mendaki	Kota batu	Pasangan	Pernah
7	Denara Anjani	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Mahasiswa	Berenang	Luar kota batu	Teman	Belum pernah



Sedangkan untuk pengguna lama yang sebelumnya pernah berwisata di Kota Batu dan memiliki rating pada kumpulan data *rating* akan mendapatkan rekomendasi destinasi wisata. Untuk menghitung nilai *similarity* dan prediksi, penulis mengasumsikan bahwa pengguna ke-6 sebagai pengguna uji. Pada tabel 4.12 menunjukkan bahwa Hasbi dianggap belum pernah memberikan *rating* terhadap item wisata BNS sampai *Predator fun park*. Berikut ini perhitungan nilai *similarity* yang dihitung menggunakan algoritma *cosine similarity*.

$$\begin{aligned} sim(1,6) &= \frac{(8 \times 7) + (8 \times 9) + (8 \times 10) + (7 \times 7) + (8 \times 10)}{\sqrt{8^2 + 8^2 + 8^2 + 7^2 + 8^2} \times \sqrt{7^2 + 9^2 + 10^2 + 7^2 + 10^2}} = \frac{337}{\sqrt{305} \times \sqrt{379}} \\ &= \frac{337}{17,464 \times 19,467} = \frac{337}{339,971} = 0,99126 \end{aligned}$$

Tabel 4. 13 Hasil *similarity* pengguna 6

Pengguna (Un, U)	Nilai <i>similarity</i>
Pengguna (1 ,6)	0,99126
Pengguna (2 ,6)	0,98679
Pengguna (3 ,6)	0,98581
Pengguna (4 ,6)	0,99396
Pengguna (5 ,6)	0,99683

Pada tabel 4.13 dapat dilihat bahwa yang menunjukkan nilai *similarity* tertinggi untuk pengguna 6 yaitu pengguna 5. Oleh karena itu, untuk menentukan prediksi *rating* pengguna 6 terhadap suatu item adalah menggunakan *rating* dari pengguna 5. Persamaan 2.2 digunakan untuk menghitung prediksi *rating* terhadap item.

$$P_{u,i} = \frac{\sum_{i=1}^n R_{v,i} \times sim(u, v)}{\sum_{i=1}^n |sim(u, v)|}$$

$$P_{(U6,f)} = \frac{9 \times 0,99683}{0,99683} = 9$$

Pada tabel 4.14 menunjukkan prediksi *rating* pengguna ke-6 (*u*) terhadap pengguna ke-5 (*v*).

Tabel 4. 14 Prediksi *rating* pengguna 6

Nama pengguna	Jatim park 1 (A)	Jatim park 2 (B)	Jatim park 3 (C)	Museum angkut (D)	Selecta (E)	BNS (F)	Eco green park (G)	Alun – alun Batu (H)	Kusuma agro (I)	Cangar (J)	Coban talun (K)	Pemandian songgoriti (L)	Coban rain (M)	Predator fun park (N)
<i>Rating awal</i>														
Hasbi ashiddiqi ( <i>u</i> )	7	9	10	7	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<i>Prediksi rating</i>														
Risky akbar najyono ( <i>v</i> )	7	8	8	7	9	9	8	8	6	6	9	7	7	6

Kemudian hasil *rating* tersebut diurutkan dari nilai tertinggi ke terendah. Urutan prediksi tersebut merupakan rekomendasi destinasi wisata yang diberikan kepada pengguna ke-6. Pada tabel 4.15 menunjukkan rekomendasi destinasi wisata setelah *rating* prediksi diurutkan.

Tabel 4. 15 Rekomendasi destinasi wisata pengguna 6

Prediksi <i>rating</i>	Item wisata
10	Jatim park 3
10	Selecta
9	Jatim park 2
9	BNS
9	Coban talun
8	Eco green park

8	Alun – alun Batu
7	Jatim park 1
7	Museum angkut
7	Pemandian songgoriti
7	Coban rais
6	Kusuma agro
6	Cangar
6	<i>Predator fun park</i>

Berdasarkan pengujian 46 data dari 227 kumpulan data *rating* dengan skenario uji seperti di atas didapatkan akurasi rekomendasi menggunakan metode *collaborative filtering* sebesar 59%. (lampiran 9)

#### 4.4.2 Metode Artificial Neural Network

Pada metode ini menggunakan perhitungan *feedforward neural network* dengan data pengguna uji (pengguna 7) dan nilai *update* bobot dan bias yang telah didapatkan dari proses *training* sebelumnya dengan arsitektur jaringan 5 – 5 – 3 – 1 – 14. Berikut ini merupakan preferensi pengguna uji setelah dinormalisasi ditampilkan dalam tabel 4.16.

Tabel 4. 16 Normalisasi data pengguna 7

Nama pengguna	X3	X4	X7	X8	X10
Denara anjani	0,33	0	1	0,25	1

- Menghitung *output* pada *hidden layer* 1

$$Z_{in_j} = \sum_{i=1}^5 x_i w_{ij} + w_{oj}$$

$$\begin{aligned} z_{in_1} &= ((0,33 \times 0,6760035) + (0 \times (-0,07473943)) + (1 \times (-0,6433692)) \\ &\quad + (0,25 \times 0,6937183) + (1 \times 0,5857161)) + (-0,00725013) \\ &= 0,3316075 \end{aligned}$$

$$z_{in_2} = -0,060646077$$

$$z_{in_3} = 0,884248928$$

$$z_{in_4} = 0,621444843$$

$$z_{in_5} = 0,7331169$$

$$z_{in_6} = -0,57939066$$

$$z_{in_7} = 0,01993185$$

Kemudian menerapkan fungsi aktivasi ReLU

$$Z_j = f(z_{in_j}) = f(0, z_{in_j})$$

$$z_1 = f(0, 0,3316075) = 0,3316075$$

$$z_2 = f(0, -0,060646077) = 0$$

$$z_3 = f(0, 0,884248928) = 0,884248928$$

$$z_4 = f(0, 0,621444843) = 0,621444843$$

$$z_5 = f(0, 0,7331169) = 0,7331169$$

$$z_6 = f(0, -0,57939066) = 0$$

$$z_7 = f(0, 0,01993185) = 0,01993185$$

- Menghitung *output* pada *hidden layer 2*

$$T_{in_k} = \sum_{j=1}^7 z_j v_{jk} + v_{ok}$$

$$\begin{aligned} t_{in_1} &= ((0,3316075 \times 0,5304773) + (0 \times 0,56448185)) \\ &\quad + (0,884248928 \times (-0,23397495)) \\ &\quad + (0,621444843 \times (-0,44781088)) \\ &\quad + (0,7331169 \times 0,02614102) + (0 \times 0,6180892) \\ &\quad + (0,01993185 \times (-0,3422928)) + 0,01457165 \\ &= -0,28235811 \end{aligned}$$

$$t_{in_2} = 0,03683466$$

$$t_{in_3} = -0,0014629$$

$$t_{in_4} = 0,32690172$$

$$t_{in_5} = 0,0200376$$

Kemudian menerapkan fungsi aktivasi ReLU

$$T_k = f(t_{in_k}) = f(0, t_{in_k})$$

$$t_1 = f(0, -0,28235811) = 0$$

$$t_2 = f(0, 0,03683466) = 0,03683466$$

$$t_3 = f(0, -0,0014629) = 0$$

$$t_4 = f(0, 0,32690172) = 0,32690172$$

$$t_5 = f(0, 0,0200376) = 0,0200376$$

- Menghitung *output* pada *hidden layer 3*

$$S_{in_m} = \sum_{k=1}^5 t_k c_{km} + c_{om}$$

$$\begin{aligned} s_{in_1} &= ((0 \times (-0,5198651)) + (0,03683466 \times 0,65274894) \\ &\quad + (0 \times (-0,71790564)) + (0,32690172 \times 0,14337844) \\ &\quad + (0,0200376 \times (-0,10200363))) + 0,2046602 \\ &= 0,27353116 \end{aligned}$$

$$s_{in_2} = 0,15381178$$

$$s_{in_3} = -0,10148221$$

Kemudian menerapkan fungsi aktivasi ReLU

$$S_m = f(s_{in_m}) = f(0, s_{in_m})$$

$$s_1 = f(0, 0,27353116) = 0,27353116$$

$$s_2 = f(0, 0,15381178) = 0,15381178$$

$$s_3 = f(0, -0,10148221) = 0$$

- Menghitung *output* pada *output layer*

$$Y_{in_p} = \sum_{m=1}^3 s_m b_{mp} + b_{op}$$

$$y_{in_1} = ((0,27353116 \times 0,5020761) + (0,15381178 \times 0,51411426) \\ + (0 \times 0,52120477)) + 0,45802453 = 0,67443482$$

$$y_{in_2} = 0,61337965$$

$$y_{in_3} = 0,24778673$$

$$y_{in_4} = 0,01204213$$

$$y_{in_5} = 0,24388518$$

$$y_{in_6} = -0,22397366$$

$$y_{in_7} = -0,62406737$$

$$y_{in_8} = 0,07006377$$

$$y_{in_9} = -1,39301241$$

$$y_{in_{10}} = -0,98442549$$

$$y_{in_{11}} = -1,17819137$$

$$y_{in_{12}} = -1,52619137$$

$$y_{in_{13}} = -1,57035459$$

$$y_{in_{14}} = -1,67427498$$

Kemudian menerapkan fungsi aktivasi *sigmoid*

$$Y_p = f(y_{in_p}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{in_p}}}$$

$$y_1 = \frac{1}{1 + e^{-0,67443482}} = 0,6977859$$

$$y_2 = 0,6772927$$

$$y_3 = 0,5315886$$

$$y_4 = 0,46700352$$

$$y_5 = 0,5501606$$

$$y_6 = 0,47381157$$

$$y_7 = 0,38135085$$

$$y_8 = 0,5283535$$



$$y_9 = 0,20921838$$

$$y_{10} = 0,25313494$$

$$y_{11} = 0,20532018$$

$$y_{12} = 0,17799029$$

$$y_{13} = 0,16453305$$

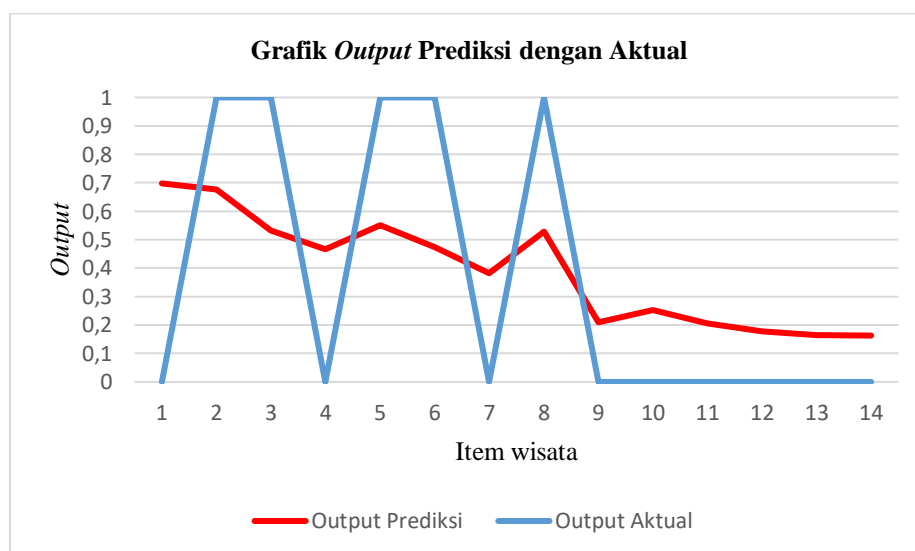
$$y_{14} = 0,16293985$$

Tabel 4.17 menunjukkan hasil dari perhitungan *feedforward* atau *output* prediksi dari sistem pada pengguna uji ke 7. Berdasarkan uraian tabel tersebut menunjukkan bahwa sistem dapat merekomendasikan destinasi wisata kepada pengguna 7 atau wisatawan baru yaitu destinasi wisata *Jatim park 2*, *Selecta*, *Jatim park 3*, *Jatim park 1* dan Alun – alun Kota Batu.

Tabel 4. 17 *Output* prediksi pengguna 7

<b>Output prediksi</b>	<b>Output biner</b>	<b>Item wisata</b>
0,6977859	1	Jatim park 1
0,6772927	1	Jatim park 2
0,5315886	1	Jatim park 3
0,46700352	0	Museum Angkut
0,5501606	1	Selecta
0,47381157	0	BNS
0,38135085	0	Eco green park
0,5283535	1	Alun – alun Kota Batu
0,20921838	0	Kusuma agro
0,25313494	0	Cangar
0,20532018	0	Coban talun
0,17799029	0	Pemandian songgoriti
0,16453305	0	Coban rais
0,16293985	0	Predator fun park

Pada gambar 4.19 menunjukkan grafik hasil *output* prediksi dari perhitungan *feedforward* di atas dengan *output* aktual yang ada pada data preferensi pengguna. Grafik tersebut menunjukkan hasil rekomendasi destinasi wisata pada pengguna uji ke 7 yaitu terdapat 5 *output* prediksi yang memiliki nilai lebih dari sama dengan 0,5 yang ditulis dalam bentuk biner. *Output* prediksi tersebut adalah item wisata 1 (*Jatim park 1*), item wisata 2 (*Jatim park 2*), item wisata 3 (*Jatim park 3*), item wisata 5 (*Selecta*), dan item wisata 8 (*Alun – alun Kota Batu*). Dari 5 *output* prediksi tersebut yang memiliki hasil yang sama dengan *output* aktual adalah item wisata 2 (*Jatim park 2*), item wisata 3 (*Jatim park 3*), item wisata 5 (*Selecta*), dan item wisata 8 (*Alun – alun Kota Batu*).



Gambar 4. 19 Grafik *output* prediksi dengan aktual data *testing*

Berdasarkan perhitungan pada metode *collaborative filtering* dan *artificial neural network* yang telah dijabarkan di atas, dapat disimpulkan bahwa untuk merekomendasikan destinasi wisata kepada wisatawan baru atau mengatasi *cold-start problem* dapat menggunakan metode *artificial neural network*. Sedangkan

metode *collaborative filtering* dapat digunakan kepada pengguna yang telah memberikan *rating* dalam kumpulan data *rating* untuk mendapatkan rekomendasi destinasi wisata.

Data uji dihitung menggunakan perhitungan *feedforward neural network* dengan arsitektur jaringan 5 – 7 – 5 – 3 – 14 untuk menghasilkan *output* rekomendasi. Kemudian *output* tersebut akan ditulis menjadi bilangan biner untuk ditentukan nilai TP, TN, FP dan FN dengan *output* data aktual dari kumpulan data preferensi pengguna untuk dihitung akurasi, *precision*, *recall* dan *f-measure* dari *output* prediksi, hasil tersebut ditunjukkan pada lampiran 10.

Berdasarkan hasil nilai *true positive*, *true negative*, *false positive* dan *false negative* maka akurasi, *recall*, *precision* dan *f-measure* dapat dihitung menggunakan persamaan *confussion matrix* dari 46 data *testing* seperti berikut ini.

- $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$

$$Precision = \frac{142}{142 + 123} = 0,5358 \times 100\% = 53,58\%$$

- $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$

$$Recall = \frac{142}{142 + 88} = 0,6173 \times 100\% = 61,73\%$$

- $Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$

$$Akurasi = \frac{142 + 291}{142 + 291 + 123 + 88} = 0,6723 \times 100\% = 67,23\%$$

- $F - measure = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision}$

$$F - measure = \frac{2 \times 0,6173 \times 0,5358}{0,6173 + 0,5358} = \frac{0,66149868}{1,1531} = 0,5736 \times 100\%$$

$$= 57,36\%$$

#### 4.5 Integrasi Sains Islam

Pariwisata dalam bahasa arab yaitu “*al-Siyahah, al-Rilah, dan al-Safar*” dan dalam kamus bahasa Indonesia definisi pariwisata merupakan aktivitas perjalanan ke tempat tertentu yang dilakukan secara perorangan atau kelompok dengan tujuan untuk menghibur diri, menambah wawasan, *refreshing*, dan lain – lain. Pada Al – Qur’an kata perjalanan telah dijelaskan pada Surat Al – ‘Ankabut ayat 20:

قُلْ سِيرُوا فِي الْأَرْضِ فَانظُرُوا كَيْفَ بَدَأَ الْخَلْقَ ثُمَّ اللَّهُ يُنشِئُ النَّشْأَةَ الْآخِرَةَ إِنَّ اللَّهَ عَلَىٰ كُلِّ شَيْءٍ قَدِيرٌ (٢٠)

“*Katakanlah: Berjalanlah di bumi maka perhatikanlah bagaimana (Allah) memulai penciptaan (makhluk), kemudian Allah menjadikan kejadian yang akhir. Sungguh Allah maha kuasa atas segala sesuatu*”

Ayat di atas menjelaskan kepada makhluk hidup terutama manusia untuk melakukan perjalanan di muka bumi dan memperhatikan panorama – panorama maupun penciptaan alam yang indah yang diciptakan Allah SWT. Sedangkan dalam tafsir Jalalain menjelaskan seperti berikut ini: (Katakanlah, “Berjalanlah kalian di muka bumi, maka perhatikanlah bagaimana Allah memulai penciptaan-Nya) yakni menciptakan orang – orang yang sebelum kalian, kemudian Dia mematikan mereka (lalu Allah menjadikannya sekali lagi) dapat dibaca *An Nasy-atal akhirata* dan *An Nasy-atal ukhra*. (Sesungguhnya Allah Maha Kuasa atas segala sesuatu) antara lain ialah memulai dan mengulanginya.

Selain itu terdapat ayat lain yang memiliki makna sama yaitu Surat Nuh ayat 19 – 20:

وَاللَّهُ جَعَلَ لَكُمْ الْأَرْضَ بِسَاطًا (١٩) لِيَسْلُكُوا مِنْهَا سُبُلًا فِجَا حَارًا (٢٠)

*“Dan Allah menjadikan bumi untukmu sebagai hamparan. Supaya kamu menjalani jalan – jalan yang luas di bumi itu.”*

Berdasarkan uraian ayat tersebut menerangkan bahwa Allah SWT telah menciptakan bumi dengan segala kenyamanan bagi manusia, hal ini bertujuan agar manusia dapat menjelajahi maupun mempelajari seluruh permukaan bumi. Adapun tafsir jalalain menyebutkan sebagai berikut: (Dan Allah menjadikan bagi kalian bumi sebagai hamparan) yakni dalam keadaan terhampar. (Supaya kalian menempuh padanya jalan – jalan) atau menempuh jalan – jalan (yang luas) yang lebar.

## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1 Kesimpulan

Sesuai dengan hasil dan implementasi sistem yang telah dilakukan pada penelitian ini yaitu sistem dapat mengatasi *cold-start problem* bagi pengguna baru menggunakan data preferensi pengguna dengan metode *artificial neural network*. Sedangkan pada metode *collaborative filtering* tidak dapat merekomendasikan item kepada pengguna baru (wisatawan baru) karena nilai yang dihasilkan dari perhitungan *similarity* sama dengan 0. Hal ini disebabkan oleh tidak adanya nilai *rating* pengguna baru dalam sistem. Dalam sistem yang telah dibuat menggunakan metode *artificial neural network* dapat memberikan 5 rekomendasi destinasi wisata Kota Batu yang ditampilkan dalam bentuk media *game*, kemudian pengguna baru memainkan *game* dengan berlatar tempat rekomendasi wisata yang terpilih. Pengujian sistem dilakukan dengan menghitung *feedforward neural network* pada 46 data *testing* dari kumpulan data preferensi pengguna dan menghasilkan akurasi sebesar 67,23%.

#### 5.2 Saran

Dalam penelitian ini, sistem yang dibangun masih terdapat kekurangan dan kelemahan. Oleh karena itu, untuk penelitian yang akan datang perlu dikembangkan lebih baik lagi. Berikut ini saran yang diberikan peneliti untuk penelitian selanjutnya:

- a. Dalam penelitian yang akan datang dapat dikembangkan yaitu dengan menambahkan jumlah *dataset* yang jauh lebih banyak. Karena selama

proses *training*, jika semakin banyak data yang dipelajari maka metode *artificial neural network* dapat mengenali pola data tersebut dan menghasilkan jaringan yang lebih baik. Dengan hasil jaringan tersebut, *output* yang dihasilkan untuk merekomendasikan destinasi wisata Kota Batu kepada wisatawan baru atau pengguna baru menjadi lebih variatif.

- b. Dalam penelitian ini, *game* yang dibuat masih bersifat *single player*. Hal ini dapat dikembangkan dengan membuat *game* menjadi *multiplayer*, sehingga antar pemain dapat saling berinteraksi dan berkompetitif dalam memainkan *game*.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abraham, S., & Rahayu, Y. D. (2017). Sistem Rekomendasi Artikel Berita Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berbasis Website. *Sensei*, 179–187.  
<http://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/SENSEI17/article/download/1064/854>
- Achmalia, A. F., Walid, & Sugiman. (2019). *Peramalan Penjualan Semen Menggunakan Backpropagation Neural Network dan Recurrent Neural Network*. 9(1), 6–21.
- Adeyemo, A., Wimmer, H., & Powell, L. (2020). Effects of Normalization Techniques on Logistic Regression in Data Science. *Journal of Information Systems Applied Research*, 12(2), 89–104.  
<https://doi.org/10.4324/9781315589756-8>
- Aleksandrova, M., Brun, A., Boyer, A., & Chertov, O. (2017). Identifying representative users in matrix factorization-based recommender systems: application to solving the content-less new item cold-start problem. *Journal of Intelligent Information Systems*, 48(2), 365–397.  
<https://doi.org/10.1007/s10844-016-0418-3>
- Alghamdi, N., & Assiri, F. (2020). Solving the Cold-Start Problem in Recommender Systems Using Contextual Information in Arabic from Calendars. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 45(12), 10939–10947. <https://doi.org/10.1007/s13369-020-04890-z>



- Aprilia, F. (2017). Sistem Rekomendasi Pemberian Bantuan Dana PIP Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor ( Study Kasus : UPTD SMP NEGERI 1 BERBEK ). *Simki-Techsain*, 01(08).
- Arif, Y. M., Harini, S., Nugroho, S. M. S., & Hariadi, M. (2021). An Automatic Scenario Control in Serious Game to Visualize Tourism Destinations Recommendation. *IEEE Access*, 9, 89941–89957.  
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3091425>
- Arif, Y. M., Nurhayati, H., Kurniawan, F., Nugroho, S. M. S., & Hariadi, M. (2020). Blockchain-Based Data Sharing for Decentralized Tourism Destinations Recommendation System. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 13(6), 472–486.  
<https://doi.org/10.22266/ijies2020.1231.42>
- Bachri, O. S., Kusnadi, Hatta, M., & Nurhayati, O. D. (2017). Feature selection based on CHI square in artificial neural network to predict the accuracy of student study period. *International Journal of Civil Engineering and Technology*, 8(8), 731–739.
- Badan Pusat Statistik. (2020). Statistik Kunjungan Wisatawan Mancanegara Tahun 2019. *Badan Pusat Statistik*. <https://jambikota.bps.go.id/>
- Badriyah, T., Restuningtyas, I., & Setyorini, F. (2018). Sistem Rekomendasi Collaborative Filtering Berbasis User Algoritma Adjusted Cosine Similarity. *Prosiding Seminar Nasional ReTII*, 38–41.
- Bariyah, T., Rasyidi, M. A., & Ngatini, N. (2021). Convolutional Neural Network

untuk Metode Klasifikasi Multi-Label pada Motif Batik. *Techno.Com*, 20(1), 155–165. <https://doi.org/10.33633/tc.v20i1.4224>

Barman, S. Das, Hasan, M., & Roy, F. (2019). A genre-based item-item collaborative filtering: Facing the cold-start problem. *In Proceedings of the 2019 8th International Conference on Software and Computer Applications (ICSCA '19), Part F1479*, 258–262. <https://doi.org/10.1145/3316615.3316732>

Batu, P. K. (2019). *Batu Heritage Keunikan Peninggalan Sejarah Candi Songgoriti di Kota Batu*. PPID KOTA BATU. [https://ppid.batukota.go.id/berita/detail/01-03-2019\\_batu-heritage-keunikan-peninggalan-sejarah-candi-songgoriti-di-kota-batu](https://ppid.batukota.go.id/berita/detail/01-03-2019_batu-heritage-keunikan-peninggalan-sejarah-candi-songgoriti-di-kota-batu)

Bhie. (2021). *Wisata Batu Malang - 7+ Tempat Wisata Terbaik & Wajib Dikunjungi*. Ngetrip. <https://www.ngetrip.my.id/2021/04/tempat-wisata-di-batu-malang.html>

Chornelia Wulandary, R. M., & Rohman, A. (2018). Peranan Pemerintah Kota Batu Dan Pemerintah Desa Punten Dalam Pemberdayaan Wisata Petik Apel. *Reformasi*, 8(2), 178–185. <https://doi.org/10.33366/rfr.v8i2.1150>

Contratres, F. G., Alves-Souza, S. N., Filgueiras, L. V. L., & DeSouza, L. S. (2018). Sentiment analysis of social network data for cold-start relief in recommender systems. *In Advances in Intelligent Systems and Computing* (Vol. 746). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-77712-2\\_12](https://doi.org/10.1007/978-3-319-77712-2_12)

*Cross Entropy*. (2021). Wikipedia. [https://en.wikipedia.org/wiki/Cross\\_entropy](https://en.wikipedia.org/wiki/Cross_entropy)

Deng, J., Guo, J., & Wang, Y. (2019). A Novel K-medoids clustering recommendation algorithm based on probability distribution for collaborative filtering. *Knowledge-Based Systems*, 175, 96–106.

<https://doi.org/10.1016/j.knosys.2019.03.009>

Dinas Pariwisata Kota Batu. (2020). *Jumlah Pengunjung Objek Wisata dan Wisata Oleh - oleh Menurut Tempat Wisata di Kota Batu Tahun 2018 dan 2019*.

<https://batukota.bps.go.id/subject/16/Pariwisata.html#subjekViewTab3%7Caccordion-daftar-subjek2>

Fitriadini, A., Pramiyati, T., & Pangaribuan, A. B. (2020). Penerapan Backpropagation Neural Network Dalam Prediksi Harga Saham. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, 1–4.

Fitrianti, B. S., Fachurrozi, M., & Yusliani, N. (2018). Sistem Rekomendasi Artikel Ilmiah Berbasis Web Menggunakan Content-based Learning dan Collaborative Filtering. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 10(1), 17–23.

Gope, J., & Jain, S. K. (2017). A Summary of cold-start problem on recommendation system. *International Conference on Computing, Communication and Automation*, 133–138.

<https://doi.org/https://doi.org/10.1109/CCAA.2017.8229786>

Gupta, S., & Goel, S. (2018). Handling User Cold Start Problem in Recommender

Systems Using Fuzzy Clustering. *Information and Communication Technology for Sustainable Development*, 10, 143–151.

[https://doi.org/10.1007/978-981-10-3920-1\\_15](https://doi.org/10.1007/978-981-10-3920-1_15)

Hanas, I., & Sasmita, N. (2014). MENGEMBANGKAN PARIWISATA MEMBANGUN KOTA : Kota Batu , 2001-2012 ( The Effort In Tourism Developing To Build The City : Batu city , 2001-2012 ). *Artikel Ilmiah Mahasiswa 2014*.

<http://repository.unej.ac.id/bitstream/handle/123456789/68099/ImronHanas.pdf?sequence=1>

Hanke, L., & Chaimowicz, L. (2017). A recommender system for hero line-ups in MOBA games. *Proceedings of the 13th AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment, AIIDE 2017*, 13(1), 43–49.

Hartik, A. (2020). *Terpesona, Sandiaga Sebut Kota Batu Sebagai Kota Bulan Madu*. Kompas.Com.

<https://travel.kompas.com/read/2021/05/22/163900227/terpesona-sandiaga-sebut-kota-batu-sebagai-kota-bulan-madu>

Hassan, M., & Hamada, M. (2017). A neural networks approach for improving the accuracy of multi-criteria recommender systems. *Applied Sciences (Switzerland)*, 7. <https://doi.org/10.3390/app7090868>

Hawashin, B., Mansour, A., Kanan, T., & Fotouhi, F. (2018). An efficient cold start solution based on group interests for recommender systems. *In*

*Proceedings of the First International Conference on Data Science, E-Learning and Information Systems (DATA '18).*

<https://doi.org/10.1145/3279996.3280022>

Herce-Zelaya, J., Porcel, C., Bernabé-Moreno, J., Tejeda-Lorente, A., & Herrera-Viedma, E. (2020). New technique to alleviate the cold start problem in recommender systems using information from social media and random decision forests. *Information Sciences*, 536, 156–170.

<https://doi.org/10.1016/j.ins.2020.05.071>

Hizham, F. A., Nurdiansyah, Y., & Firmansyah, D. M. (2018). Implementasi Metode Backpropagation Neural Network (BNN) dalam Sistem Klasifikasi Ketepatan Waktu Kelulusan Mahasiswa (Studi Kasus: Program Studi Sistem Informasi Universitas Jember). *Berkala Sainstek*, 6(2), 97–105.

<https://doi.org/10.19184/bst.v6i2.9254>

Jaja, V. L., Susanto, B., & Sasongko, L. R. (2020). Penerapan Metode Item-Based Collaborative Filtering Untuk Sistem Rekomendasi Data MovieLens.

*D'CARTESIAN*, 9(2), 78–83. <https://doi.org/10.35799/dc.9.2.2020.28274>

Janan, A. (2020). *SISTEM REKOMENDASI PADA GAME WISATA DI KOTA BATU MENGGUNAKAN METODE USER BASED COLLABORATIVE FILTERING*. UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.

Kumala, M., Soelistyo, A., & Nuraini, I. (2017). Analisis potensi sektor pariwisata sebagai sektor unggulan di wilayah jawa timur. *Ilmu Ekonomi*, 1(4), 474–481.

- Lillegraven, T. N., & Wolden, A. C. (2010). *Design of a Bayesian Recommender System for Tourists Presenting a Solution to the Cold-Start User Problem* (Issue June) [Norwegian University of Science and Technology].  
<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1838196%5Cnhttp://ntnu.diva-portal.org/smash/get/diva2:354464/FULLTEXT01>
- Mahendra, Y. D. (2018). *Sistem Rekomendasi Objek Wisata Yogyakarta Dengan Pendekatan Item-based Collaborative Filtering* [Sanata Dharma].  
[http://dx.doi.org/10.1007/s40688-015-0083-5%25Ahttp://www.ijhssnet.com/journals/Vol\\_3\\_No\\_12\\_Special\\_Issue\\_June\\_2013/8.pdf%25Ahttps://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877042813001146%25Ahttp://www.macrothink.org/journal/index.php/jse/article/view/](http://dx.doi.org/10.1007/s40688-015-0083-5%25Ahttp://www.ijhssnet.com/journals/Vol_3_No_12_Special_Issue_June_2013/8.pdf%25Ahttps://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877042813001146%25Ahttp://www.macrothink.org/journal/index.php/jse/article/view/)
- Muhammad Dhani Rahman. (2020). *Kota Batu Raih Dua Penghargaan East Java Tourism Award*. Times Indonesia.  
<https://www.timesindonesia.co.id/read/news/317303/kota-batu-raih-dua-penghargaan-east-java-tourism-award>
- Muliadi, K. H., & Lestari, C. C. (2019). Rancang Bangun Sistem Rekomendasi Tempat Makan Menggunakan Algoritma Typicality Based Collaborative Filtering. *Techno.Com*, 18(4), 275–287.  
<https://doi.org/10.33633/tc.v18i4.2515>
- Nadifah, L. U. (2018). *Pengembangan game “PADUKA.exe” berbasis RPG Maker MV sebagai media belajar mandiri pada materi Fungsi Komposisi*

[UIN Sunan Ampel Surabaya]. <http://digilib.uinsby.ac.id/id/eprint/25518>

- Nasy`an Taufiq Al Ghifari, Benhard Sitohang, & Gusti Ayu Putri Saptawati. (2021). Addressing Cold Start New User in Recommender System Based on Hybrid Approach: A review and bibliometric analysis. *IT Journal Research and Development*, 6(1), 1–16. [https://doi.org/10.25299/itjrd.2021.vol6\(1\).6118](https://doi.org/10.25299/itjrd.2021.vol6(1).6118)
- Pamuji, A. (2017). Sistem Rekomendasi Kredit Perumahan Rakyat Dengan Menggunakan Metode Collaborative Filtering. *Faktor Exacta*, 10(1), 1–9.
- Paradarami, T. K., Bastian, N. D., & Wightman, J. L. (2017). A hybrid recommender system using artificial neural networks. *Expert Systems with Applications*, 83, 300–313. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.046>
- Prando, A. V., Contratres, F. G., Souza, S. N. A., & De Souza, L. S. (2017). Content-based Recommender System using Social Networks for Cold-start Users. *IC3K 2017 - Proceedings of the 9th International Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management*, 1(January), 181–189. <https://doi.org/10.5220/0006496301810189>
- Putra, M. R. P. (2017). *Penerapan Mechanics Dynamics Aesthetics Framework pada Game Pengenalan Wisata Kota Malang*. Brawijaya.
- Putri, A. D., & Susanto, A. (2020). Sistem Rekomendasi Pertemanan berdasarkan Hobi menggunakan Metode Multicriteria Decision Making. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 2(1), 1–6.

<https://doi.org/10.36499/jinrpl.v2i1.2787>

Rahayu, I. M. (2021). *Prediksi Kesiapan Sekolah Menggunakan Machine Learning Berbasis Kombinasi ADAM dan Nesterov Momentum* [UIN Sunan Ampel Surabaya]. <http://digilib.uinsby.ac.id/id/eprint/49533>

Rahmawati, S., Nurjanah, D., & Rismala, R. (2018). Analisis dan Implementasi pendekatan Hybrid untuk Sistem Rekomendasi Pekerjaan dengan Metode Knowledge Based dan Collaborative Filtering. In *Indonesian Journal on Computing (Indo-JC)* (Vol. 3, Issue 2, pp. 11–20).  
<https://doi.org/10.21108/indojc.2018.3.2.210>

Ramadhan, H. F., Sitorus, S. H., & Rahmayuda, S. (2019). Game edukasi pengenalan budaya dan wisata Kalimantan Barat menggunakan metode fitnite state machine berbasis android. *Coding : Jurnal Komputer Dan Aplikasi*, 07(1), 108–119.

Ridoi, M. (2016). *Cara Mudah Membuat Game Edukasi dengan Construct 2: Tutorial sederhana Construct 2*.

Riki, A. (2018). *10 Wisata Alam Instagramable di Batu, Bikin Kebelet Liburan*. IDN Times. <https://www.idntimes.com/travel/destination/aswar-riki/wisata-alam-instagramable-di-batu-c1c2>

Rismanto, R., Mentari, M., & Biddaris, R. N. (2019). Rekomendasi Artikel Terkait Pada Berita Online Menggunakan Teknik Text Mining. *Seminar Informatika Aplikatif 2019*, 268–271.  
<http://jurnalti.polinema.ac.id/index.php/SIAP/article/view/559>



- Santoso, A., & Hansun, S. (2019). Prediksi IHSG dengan Backpropagation Neural Network. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 3(2), 313–318. <https://doi.org/10.29207/resti.v3i2.887>
- Selva Rani, B., & Ananda Kumar, S. (2019). Mitigating cold start problem in a personalized recommender system. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 8(7), 212–216.
- Setiyawan, D., & Winarno, E. (2018). Game Petualangan Si Toole Untuk Mempromosikan Wisata Kabupaten Grobogan Menggunakan Metode Collision Detection. *Prosiding SINTAK, 2012*, 318–324.
- Siregar, E. (2019). *Analisis Metode Backpropagation Dengan Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar dan Fungsi Linear Dalam Prediksi Pertumbuhan Penduduk Sumatera Utara Medan*.
- Sitepu, A. C., & Sigiro, M. (2021). Analisis Fungsi Aktivasi Relu dan Sigmoid menggunakan optimizer SGD dengan Representasi MSE pada Model Backpropagation. *Jurnal Teknik Informatika Komputer Universal*, 1(1), 12–25.
- Statistik, B. P. (2020). Statistik Wisatawan Nusantara 2019. *Badan Pusat Statistik*. <https://www.bps.go.id/publication/download.html?nrbfveve=ZWEzYWIyNjc1NzE1ZDM2Y2VjYjM3NGU2&xzmn=aHR0cHM6Ly93d3cuYnBzLmdvLmlkL3B1YmxpY2F0aW9uLzlwMjAvMDYvMjYvZWEzYWIyNjc1NzE1ZDM2Y2VjYjM3NGU2L3N0YXRpc3Rpay13aXNhdGF3YW4tbnVzYW50YXJhLTIwMTkuaHRtbA%3D%3D&twoadfn>

- Syukri, & Samsuddin. (2019). Pengujian Algoritma Artificial Neural Network (ANN) Untuk Prediksi Kecepatan Angin. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, 2(1), 43–47.  
<https://doi.org/10.32672/jnkti.v2i1.1056>
- Viktoratos, I., Tsadiras, A., & Bassiliades, N. (2018). Combining community-based knowledge with association rule mining to alleviate the cold start problem in context-aware recommender systems. *Expert Systems with Applications*, 101(July), 78–90. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.01.044>
- Walu, K. J., & Bagus, N. (2019). Analisis Peran Dinas Pariwisata Dalam Pengembangan Pariwisata Kota Batu. *JISIP: Jurnal Ilmu Sosial Dan Ilmu Politik*, 8(3), 10–16.
- Wulandari, C. A. (2018). Wisata Budaya Jawa Tengah Games As A Means Of Preserving The Culture Of Central Java. *Sisforma*, 4(2), 28–33.  
<https://doi.org/10.24167/sisforma.v4i2.1171>
- Yadav, U., Duhan, N., & Bhatia, K. K. (2020). Dealing with Pure New User Cold-Start Problem in Recommendation System Based on Linked Open Data and Social Network Features. *Mobile Information Systems*, 2020.  
<https://doi.org/10.1155/2020/8912065>
- Yanti, D. K. (2021). 5 Wisata Instagramable di Batu, Bikin Kamu Kebelet Liburan. Kompas.Com.  
<https://travel.kompas.com/read/2021/05/01/124524827/5-wisata-instagramable-di-batu-bikin-kamu-kebelet-liburan?page=all>

Zainuddin, F. (2017). *PREDIKSI GEJALA MENOPAUSE MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK ( ANN )*. UIN Alauddin Makassar.

## LAMPIRAN

1. Hasil nilai *update* bobot dan bias dari arsitektur jaringan 10 – 5 – 3 – 1 – 14

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer* 1 ke *hidden layer* 2

		<i>Neuron pada hidden layer 2 (k)</i>		
		<i>Neuron 1</i>	<i>Neuron 2</i>	<i>Neuron 3</i>
<i>Neuron pada hidden layer 1</i>	<i>Neuron 1</i>	$V_{1.1}$	$V_{1.2}$	$V_{1.3}$
		1,001972	0,5016213	1,3511381
	<i>Neuron 2</i>	$V_{2.1}$	$V_{2.2}$	$V_{2.3}$
		-1,22544	0,6023462	1,0672908
	<i>Neuron 3</i>	$V_{3.1}$	$V_{3.2}$	$V_{3.3}$
		-1,424904	-0,958369	0,4819113
	<i>Neuron 4</i>	$V_{4.1}$	$V_{4.2}$	$V_{4.3}$
0,4856527		-0,715309	0,61297977	
<i>Neuron 5</i>	$V_{5.1}$	$V_{5.2}$	$V_{5.3}$	
	0,9879112	-0,536325	0,7851033	
<b>Bias</b>	$V_{0.1}$	$V_{0.2}$	$V_{0.3}$	
	0,2204804	0,5378119	0,32489043	

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer* 2 ke *hidden layer* 3

		<i>Neuron pada hidden layer 3 (m)</i>
		<i>Neuron 1</i>
<i>Neuron pada hidden layer 2 (k)</i>	<i>Neuron 1</i>	$C_{1.1}$
		1,5854249
	<i>Neuron 2</i>	$C_{2.1}$
		2,1200616
	<i>Neuron 3</i>	$C_{3.1}$
0,50373095		
<b>Bias</b>	$C_{0.1}$	
	0,14750072	

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer* 3 ke *output layer*

		<i>Neuron pada hidden layer 3 (m)</i>	
		<i>Neuron 1</i>	<b>Bias</b>
<i>Neuron pada</i>	<b>Y1</b>	$B_{1.1}$	$B_{0.1}$
		0,1801669	0,2126249
	<b>Y2</b>	$B_{2.1}$	$B_{0.2}$
0,10535339		0,21262485	
<b>Y3</b>	$B_{3.1}$	$B_{0.3}$	
	-0,176987	0,7859463	

<b>Y4</b>	<b><math>B_{4.1}</math></b>	<b><math>B_{04}</math></b>
	-0,111979	0,494885
<b>Y5</b>	<b><math>B_{5.1}</math></b>	<b><math>B_{05}</math></b>
	-0,083923	0,5514395
<b>Y6</b>	<b><math>B_{6.1}</math></b>	<b><math>B_{06}</math></b>
	-0,07933663	-0,16989034
<b>Y7</b>	<b><math>B_{7.1}</math></b>	<b><math>B_{07}</math></b>
	-0,06240172	-0,56380063
<b>Y8</b>	<b><math>B_{8.1}</math></b>	<b><math>B_{08}</math></b>
	0,2962627	-0,72751
<b>Y9</b>	<b><math>B_{9.1}</math></b>	<b><math>B_{09}</math></b>
	-0,571223	-0,442009
<b>Y10</b>	<b><math>B_{10.1}</math></b>	<b><math>B_{10}</math></b>
	-0,249865	-0,409709
<b>Y11</b>	<b><math>B_{11.1}</math></b>	<b><math>B_{11}</math></b>
	-0,412862	-0,488186
<b>Y12</b>	<b><math>B_{12.1}</math></b>	<b><math>B_{12}</math></b>
	-0,505016	-0,480367
<b>Y13</b>	<b><math>B_{13.1}</math></b>	<b><math>B_{13}</math></b>
	-0,59671	-0,602889
<b>Y14</b>	<b><math>B_{14.1}</math></b>	<b><math>B_{14}</math></b>
	-0,580572	-0,660149

2. Hasil nilai *update* bobot dan bias dari arsitektur jaringan 5 – 1 – 5 – 4 – 14

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer* 1 ke *hidden layer* 2

		<b>Neuron pada hidden layer 2 (k)</b>				
		<b>Neuron 1</b>	<b>Neuron 2</b>	<b>Neuron 3</b>	<b>Neuron 4</b>	<b>Neuron 5</b>
<b>Neuron pada hidden layer 1 (j)</b>	<b>Neuron 1</b>	$V_{1.1}$	$V_{1.2}$	$V_{1.3}$	$V_{1.4}$	$V_{1.5}$
		- 0,04373384	0,8439385	0,25993672	0,8301162	0,80373603
	<b>Bias</b>	$V_{o1}$	$V_{o2}$	$V_{o3}$	$V_{o4}$	$V_{o5}$
		0	0,03678056	0,02374225	- 0,00346256	-0,0309355

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer 2* ke *hidden layer 3*

		Neuron pada hidden layer 3 (m)			
		Neuron 1	Neuron 2	Neuron 3	Neuron 4
Neuron pada hidden layer 2 (k)	Neuron 1	$C_{1.1}$	$C_{1.2}$	$C_{1.3}$	$C_{1.4}$
		-0,29888093	0,72617686	0,31385422	0,59764636
	Neuron 2	$C_{2.1}$	$C_{2.2}$	$C_{2.3}$	$C_{2.4}$
		-0,7955312	0,78185195	-0,82406414	-0,72326505
	Neuron 3	$C_{3.1}$	$C_{3.2}$	$C_{3.3}$	$C_{3.4}$
		-0,45035386	0,3816365	-0,49964592	0,19131583
	Neuron 4	$C_{4.1}$	$C_{4.2}$	$C_{4.3}$	$C_{4.4}$
		0,18801068	0,25376892	0,21998173	0,37328553
	Neuron 5	$C_{5.1}$	$C_{5.2}$	$C_{5.3}$	$C_{5.4}$
		0,3622799	0,03424672	0,7135978	-0,34888119
	Bias	$C_{o1}$	$C_{o2}$	$C_{o3}$	$C_{o4}$
		-0,0034788	-0,0085492	-0,04725546	0,00644915

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer 3* ke *output layer*

		Neuron pada hidden layer 3 (m)				
		Neuron 1	Neuron 2	Neuron 3	Neuron 4	Bias
Neuron pada output layer (p)	Y1	$B_{1.1}$	$B_{2.1}$	$B_{3.1}$	$B_{4.1}$	$B_{o1}$
		-0,2546334	-	0,02391065	-0,4257751	0,61365753
	Y2	$B_{1.2}$	$B_{2.2}$	$B_{3.2}$	$B_{4.2}$	$B_{o2}$
		-0,3796427	0,5548814	0,04616745	-	0,40773737
	Y3	$B_{1.3}$	$B_{2.3}$	$B_{3.3}$	$B_{4.3}$	$B_{o3}$
		0,23391393	-	0,25700563	-	0,22951847
	Y4	$B_{1.4}$	$B_{2.4}$	$B_{3.4}$	$B_{4.4}$	$B_{o4}$
		0,3462184	0,29084653	-	0,0352661	0,04706306
	Y5	$B_{1.5}$	$B_{2.5}$	$B_{3.5}$	$B_{4.5}$	$B_{o5}$
		-0,4357517	0,48878843	-	0,1643491	0,0988865
	Y6	$B_{1.6}$	$B_{2.6}$	$B_{3.6}$	$B_{4.6}$	$B_{o6}$
		-	-	0,41230056	-	-
	Y7	$B_{1.7}$	$B_{2.7}$	$B_{3.7}$	$B_{4.7}$	$B_{o7}$
		0,01483818	0,69614124	0,49065483	0,21392414	-
	Y8	$B_{1.8}$	$B_{2.8}$	$B_{3.8}$	$B_{4.8}$	$B_{o8}$
		-	-	0,25545377	-	-0,6721515
	Y9	$B_{1.9}$	$B_{2.9}$	$B_{3.9}$	$B_{4.9}$	$B_{o9}$
		0,44292438	0,06685896	0,40775543	0,0097885	0,18602449
	$B_{1.8}$	$B_{2.8}$	$B_{3.8}$	$B_{4.8}$	$B_{o8}$	
	0,0392351	-	0,10178543	0,0097885	0,18602449	
	$B_{1.9}$	$B_{2.9}$	$B_{3.9}$	$B_{4.9}$	$B_{o9}$	

		0,5005821	-0,2525192	-	0,18127835	0,41315606	-1,3813899
	<b>Y10</b>	$B_{1.10}$	$B_{2.10}$	$B_{3.10}$	$B_{4.10}$	$B_{o10}$	
		0,34375355	-	-	-0,4766025	-0,7899339	
	<b>Y11</b>	$B_{1.11}$	$B_{2.11}$	$B_{3.11}$	$B_{4.11}$	$B_{o11}$	
		0,32065946	0,16055812	0,18924935	0,15741117	-1,2005212	
	<b>Y12</b>	$B_{1.12}$	$B_{2.12}$	$B_{3.12}$	$B_{4.12}$	$B_{o12}$	
		0,40404484	-	-0,1437479	-	-1,378469	
	<b>Y13</b>	$B_{1.13}$	$B_{2.13}$	$B_{3.13}$	$B_{4.13}$	$B_{o13}$	
		-0,1394781	0,2143954	0,49621975	-0,5051717	-1,5909382	
	<b>Y14</b>	$B_{1.14}$	$B_{2.14}$	$B_{3.14}$	$B_{4.14}$	$B_{o14}$	
		0,39551634	0,04401545	0,41536754	-0,2190524	-1,6627004	

3. Hasil nilai *update* bobot dan bias dari arsitektur 5 – 3 – 3 – 7 – 14

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer* 1 ke *hidden layer* 2

		<i>Neuron pada hidden layer 2 (k)</i>		
		<i>Neuron 1</i>	<i>Neuron 2</i>	<i>Neuron 3</i>
<i>Neuron pada hidden layer 1 (j)</i>	<i>Neuron 1</i>	$V_{1.1}$	$V_{1.2}$	$V_{1.3}$
		0,25230837	-0,14255214	0,36455214
	<i>Neuron 2</i>	$V_{2.1}$	$V_{2.2}$	$V_{2.3}$
		-0,68824315	-0,58715034	0,9196415
	<i>Neuron 3</i>	$V_{3.1}$	$V_{3.2}$	$V_{3.3}$
		-0,66558313	-0,29712725	-0,28998935
	<b>Bias</b>	$V_{o1}$	$V_{o2}$	$V_{o3}$
-454,04024		0	2448482,8	

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer* 2 ke *hidden layer* 3

		<i>Neuron pada hidden layer 2 (k)</i>			
		<i>Neuron 1</i>	<i>Neuron 2</i>	<i>Neuron 3</i>	<b>Bias</b>
<i>Neuron pada hidden layer 3 (m)</i>	<i>Neuron 1</i>	$C_{1.1}$	$C_{2.1}$	$C_{3.1}$	$C_{o1}$
		-0,73403025	-0,05697674	0,4353211	-0,05210172
	<i>Neuron 2</i>	$C_{1.2}$	$C_{2.2}$	$C_{3.2}$	$C_{o2}$
		-0,08151293	-0,21059084	-0,4913791	0
	<i>Neuron 3</i>	$C_{1.3}$	$C_{2.3}$	$C_{3.3}$	$C_{o3}$
		0,05766612	-0,3806405	-0,01986581	-0,00269653
	<i>Neuron 4</i>	$C_{1.4}$	$C_{2.4}$	$C_{3.4}$	$C_{o4}$
		-0,32508245	0,19729859	-0,75787354	0
	<i>Neuron 5</i>	$C_{1.5}$	$C_{2.5}$	$C_{3.5}$	$C_{o5}$
		0,6005751	0,23905301	0,45050246	-0,17339347
	<i>Neuron 6</i>	$C_{1.6}$	$C_{2.6}$	$C_{3.6}$	$C_{o6}$

		-0,28200036	-0,35506037	0,69351685	0,80291736
	<b>Neuron 7</b>	$C_{1.7}$	$C_{2.7}$	$C_{3.7}$	$C_{o7}$
		-0,64611626	-0,06131911	-0,58080757	0



- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer 3* ke *output layer*

		Neuron pada hidden layer 3 (m)							
		Neuron 1	Neuron 2	Neuron 3	Neuron 4	Neuron 5	Neuron 6	Neuron 7	Bias
Neuron pada output layer (p)	Y1	$B_{1,1}$	$B_{2,1}$	$B_{3,1}$	$B_{4,1}$	$B_{5,1}$	$B_{6,1}$	$B_{7,1}$	$B_{o1}$
		0,41273692	-0,10013631	-0,02458321	-0,2822812	-0,15022552	0,18311009	0,38920778	0,4024941
	Y2	$B_{1,2}$	$B_{2,2}$	$B_{3,2}$	$B_{4,2}$	$B_{5,2}$	$B_{6,2}$	$B_{7,2}$	$B_{o2}$
		-0,20348601	-0,4561614	-0,22772332	0,51611584	0,31601462	0,41210437	0,50069195	0,22544043
	Y3	$B_{1,3}$	$B_{2,3}$	$B_{3,3}$	$B_{4,3}$	$B_{5,3}$	$B_{6,3}$	$B_{7,3}$	$B_{o3}$
		-0,3545909	0,24797761	-0,51738536	0,1112923	-0,40381715	0,23751311	0,03709435	0,09683503
	Y4	$B_{1,4}$	$B_{2,4}$	$B_{3,4}$	$B_{4,4}$	$B_{5,4}$	$B_{6,4}$	$B_{7,4}$	$B_{o4}$
		-0,05747104	-0,4717655	-0,15044913	-0,06700367	0,26442185	0,07247399	-0,49907616	0,04136468
	Y5	$B_{1,5}$	$B_{2,5}$	$B_{3,5}$	$B_{4,5}$	$B_{5,5}$	$B_{6,5}$	$B_{7,5}$	$B_{o5}$
		0,22517803	-0,18474302	0,28097582	0,4772355	0,22586928	-0,04192327	0,44103408	0,19376749
	Y6	$B_{1,6}$	$B_{2,6}$	$B_{3,6}$	$B_{4,6}$	$B_{5,6}$	$B_{6,6}$	$B_{7,6}$	$B_{o6}$
		0,24326749	0,31179684	0,53070706	0,4252342	0,1991371	0,11725583	0,4045835	-0,49125063
Y7	$B_{1,7}$	$B_{2,7}$	$B_{3,7}$	$B_{4,7}$	$B_{5,7}$	$B_{6,7}$	$B_{7,7}$	$B_{o7}$	
	-0,5266187	0,23241144	0,087579	0,1680407	-0,44813854	-0,20359942	-0,48803896	-0,50485665	
Y8	$B_{1,8}$	$B_{2,8}$	$B_{3,8}$	$B_{4,8}$	$B_{5,8}$	$B_{6,8}$	$B_{7,8}$	$B_{o8}$	
	0,41048667	0,52288395	0,12037379	-0,25747117	-0,06263744	0,36177054	-0,0903554	-0,21655338	
Y9	$B_{1,9}$	$B_{2,9}$	$B_{3,9}$	$B_{4,9}$	$B_{5,9}$	$B_{6,9}$	$B_{7,9}$	$B_{o9}$	
	-0,02157847	-0,28110301	-0,01201013	0,08984756	-0,4365674	-0,5090636	0,24538803	-1,2020448	
Y10	$B_{1,10}$	$B_{2,10}$	$B_{3,10}$	$B_{4,10}$	$B_{5,10}$	$B_{6,10}$	$B_{7,10}$	$B_{o10}$	
	-0,2023774	-0,23029187	0,19833967	-0,05421466	0,1924126	-0,0460314	0,17258638	-0,8944554	
Y11	$B_{1,11}$	$B_{2,11}$	$B_{3,11}$	$B_{4,11}$	$B_{5,11}$	$B_{6,11}$	$B_{7,11}$	$B_{o11}$	
	-0,04432734	-0,11751875	0,09419033	-0,16635391	0,33560538	-0,4220358	0,2864017	-1,0294391	
Y12	$B_{1,12}$	$B_{2,12}$	$B_{3,12}$	$B_{4,12}$	$B_{5,12}$	$B_{6,12}$	$B_{7,12}$	$B_{o12}$	
	0,18144314	-0,47754413	-0,02101425	-0,28757864	0,29446122	-0,27436006	0,1264031	-1,3508443	

	<b>Y13</b>	$B_{1.13}$	$B_{2.13}$	$B_{3.13}$	$B_{4.13}$	$B_{5.13}$	$B_{6.13}$	$B_{7.13}$	$B_{o13}$
		0,13783884	0,34212238	0,50407803	-0,00323582	0,12429786	-0,719035	0,26516038	-1,2501242
	<b>Y14</b>	$B_{1.14}$	$B_{2.14}$	$B_{3.14}$	$B_{4.14}$	$B_{5.14}$	$B_{6.14}$	$B_{7.14}$	$B_{o14}$
		-0,135575	0,3089487	0,43293002	-0,16971463	0,15488638	-0,5213264	0,4431603	-1,492429

4. Hasil nilai *update* bobot dan bias dari arsitektur 5 – 4 – 7 – 9 – 14

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer* 1 ke *hidden layer* 2

		<b>Neuron pada hidden layer 1 (j)</b>				
		<b>Neuron 1</b>	<b>Neuron 2</b>	<b>Neuron 3</b>	<b>Neuron 4</b>	<b>Bias</b>
<b>Neuron pada hidden layer 2 (k)</b>	<b>Neuron 1</b>	$V_{1.1}$	$V_{2.1}$	$V_{3.1}$	$V_{4.1}$	$V_{o1}$
		0,21419272	0,6729089	-0,36583605	0,70671135	3110786,1
	<b>Neuron 2</b>	$V_{1.2}$	$V_{2.2}$	$V_{3.2}$	$V_{4.2}$	$V_{o2}$
		-0,15340869	0,43683973	0,42102942	0,36874688	1778476,1
	<b>Neuron 3</b>	$V_{1.3}$	$V_{2.3}$	$V_{3.3}$	$V_{4.3}$	$V_{o3}$
		0,03191122	0,3912367	-0,01988517	0,49666762	4230391,4
	<b>Neuron 4</b>	$V_{1.4}$	$V_{2.4}$	$V_{3.4}$	$V_{4.4}$	$V_{o4}$
		-0,06417725	0,4801005	0,42373222	-0,60203606	-256417,84
	<b>Neuron 5</b>	$V_{1.5}$	$V_{2.5}$	$V_{3.5}$	$V_{4.5}$	$V_{o5}$
		0,59315735	0,6196173	0,5959759	0,31842953	953282,71
	<b>Neuron 6</b>	$V_{1.6}$	$V_{2.6}$	$V_{3.6}$	$V_{4.6}$	$V_{o6}$
		-0,4026013	-0,10260063	-0,60341716	0,4509029	-1869060
	<b>Neuron 7</b>	$V_{1.7}$	$V_{2.7}$	$V_{3.7}$	$V_{4.7}$	$V_{o7}$
		0,2768293	-0,35644484	-0,6580689	-0,24003512	-655,85315

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer 2* ke *hidden layer 3*

		<i>Neuron pada hidden layer 2 (k)</i>							
		<i>Neuron 1</i>	<i>Neuron 2</i>	<i>Neuron 3</i>	<i>Neuron 4</i>	<i>Neuron 5</i>	<i>Neuron 6</i>	<i>Neuron 7</i>	<b>Bias</b>
<i>Neuron pada hidden layer 3 (m)</i>	<i>Neuron 1</i>	$C_{1.1}$	$C_{2.1}$	$C_{3.1}$	$C_{4.1}$	$C_{5.1}$	$C_{6.1}$	$C_{7.1}$	$C_{o1}$
		-0,3207762	-0,29919264	0,5956083	0,09521238	-0,02698622	0,09404776	0,24960428	-337373,69
	<i>Neuron 2</i>	$C_{2.1}$	$C_{2.2}$	$C_{3.2}$	$C_{4.2}$	$C_{5.2}$	$C_{6.2}$	$C_{7.2}$	$C_{o2}$
		0,5360641	0,39841235	0,6764487	0,419012	0,06809524	-0,34317923	-0,28376675	6692475,1
	<i>Neuron 3</i>	$C_{1.3}$	$C_{2.3}$	$C_{3.3}$	$C_{4.3}$	$C_{5.3}$	$C_{6.3}$	$C_{7.3}$	$C_{o3}$
		-0,276384	0,34265167	-0,33551365	0,32481024	0,11671017	-0,41399315	0,05942369	-864893,87
	<i>Neuron 4</i>	$C_{1.4}$	$C_{2.4}$	$C_{3.4}$	$C_{4.4}$	$C_{5.4}$	$C_{6.4}$	$C_{7.4}$	$C_{o4}$
		-0,01883446	-0,0937776	0,17395929	0,33616227	-0,5129326	-0,40217835	0,22678155	-6072,7174
	<i>Neuron 5</i>	$C_{1.5}$	$C_{2.5}$	$C_{3.5}$	$C_{4.5}$	$C_{5.5}$	$C_{6.5}$	$C_{7.5}$	$C_{o5}$
		0,22252996	0,415856	-0,45738217	-0,06932146	-0,16131026	0,1919245	0,03803426	-909326,6
	<i>Neuron 6</i>	$C_{1.6}$	$C_{2.6}$	$C_{3.6}$	$C_{4.6}$	$C_{5.6}$	$C_{6.6}$	$C_{7.6}$	$C_{o6}$
		-0,57942003	-0,23163915	-0,26082328	-0,5331646	-0,36034703	-0,12949702	-0,3662008	0
	<i>Neuron 7</i>	$C_{1.7}$	$C_{2.7}$	$C_{3.7}$	$C_{4.7}$	$C_{5.7}$	$C_{6.7}$	$C_{7.7}$	$C_{o7}$
		-0,37177145	-0,5041818	-0,5807372	-0,12270957	-0,55201757	-0,45344603	0,53110117	0
	<i>Neuron 8</i>	$C_{1.8}$	$C_{2.8}$	$C_{3.8}$	$C_{4.8}$	$C_{5.8}$	$C_{6.8}$	$C_{7.8}$	$C_{o8}$
		0,26855874	-0,21857426	-0,42521483	-0,3013999	-0,58739537	-0,3191114	-0,0700894	0
	<i>Neuron 9</i>	$C_{1.9}$	$C_{2.9}$	$C_{3.9}$	$C_{4.9}$	$C_{5.9}$	$C_{6.9}$	$C_{7.9}$	$C_{o9}$
		-0,30345467	0,35678625	0,0889586	-0,6183911	0,3490288	0,27808207	-0,54326713	-504615,75

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer 3* ke *output layer*

		Neuron pada hidden layer 3 (m)									
		Neuron 1	Neuron 2	Neuron 3	Neuron 4	Neuron 5	Neuron 6	Neuron 7	Neuron 8	Neuron 9	Bias
Neuron pada output layer (p)	Y1	$B_{1.1}$	$B_{2.1}$	$B_{3.1}$	$B_{4.1}$	$B_{5.1}$	$B_{6.1}$	$B_{7.1}$	$B_{8.1}$	$B_{9.1}$	$B_{o1}$
		-0,1885081	0,18530785	0,49829552	0,35839567	-0,23266685	-0,2186884	0,130377	0,32211977	0,09811354	0,08498003
	Y2	$B_{1.2}$	$B_{2.2}$	$B_{3.2}$	$B_{4.2}$	$B_{5.2}$	$B_{6.2}$	$B_{7.2}$	$B_{8.2}$	$B_{9.2}$	$B_{o2}$
		0,49071258	0,26960087	0,091068	0,14156795	-0,27527326	0,31337768	-0,24831522	0,25716728	-0,41493836	-0,00871694
	Y3	$B_{1.3}$	$B_{2.3}$	$B_{3.3}$	$B_{4.3}$	$B_{5.3}$	$B_{6.3}$	$B_{7.3}$	$B_{8.3}$	$B_{9.3}$	$B_{o3}$
		0,4803501	0,06446286	0,20471099	0,40117633	-0,49788672	0,11700773	-0,47967315	0,35583133	-0,2730925	0,14084856
	Y4	$B_{1.4}$	$B_{2.4}$	$B_{3.4}$	$B_{4.4}$	$B_{5.4}$	$B_{6.4}$	$B_{7.4}$	$B_{8.4}$	$B_{9.4}$	$B_{o4}$
		0,13138302	0,13509463	0,29282743	-0,3101715	-0,4554216	-0,46034628	0,48784888	0,05734265	-0,38801488	-0,10845868
	Y5	$B_{1.5}$	$B_{2.5}$	$B_{3.5}$	$B_{4.5}$	$B_{5.5}$	$B_{6.5}$	$B_{7.5}$	$B_{8.5}$	$B_{9.5}$	$B_{o5}$
		-0,2885713	0,08608952	0,46355355	0,05887629	-0,4024917	-0,34475768	0,12714547	0,0502339	-0,4469673	0,13677102
	Y6	$B_{1.6}$	$B_{2.6}$	$B_{3.6}$	$B_{4.6}$	$B_{5.6}$	$B_{6.6}$	$B_{7.6}$	$B_{8.6}$	$B_{9.6}$	$B_{o6}$
		0,04857562	-0,12767744	-0,1900793	-0,31040466	0,11069424	0,45852745	0,3096817	-0,42338628	-0,30304828	0,04964596
Y7	$B_{1.7}$	$B_{2.7}$	$B_{3.7}$	$B_{4.7}$	$B_{5.7}$	$B_{6.7}$	$B_{7.7}$	$B_{8.7}$	$B_{9.7}$	$B_{o7}$	
	0,17230794	-0,21387994	0,01618136	-0,33567223	0,08298363	0,4830839	0,29869497	0,28992438	0,36925992	-0,2920071	
Y8	$B_{1.8}$	$B_{2.8}$	$B_{3.8}$	$B_{4.8}$	$B_{5.8}$	$B_{6.8}$	$B_{7.8}$	$B_{8.8}$	$B_{9.8}$	$B_{o8}$	
	-0,25789768	-0,05275486	0,2523699	-0,11621144	0,06383064	0,29548442	-0,21450219	0,47275692	0,19221967	0,16133495	
Y9	$B_{1.9}$	$B_{2.9}$	$B_{3.9}$	$B_{4.9}$	$B_{5.9}$	$B_{6.9}$	$B_{7.9}$	$B_{8.9}$	$B_{9.9}$	$B_{o9}$	
	0,43067572	-0,44882768	0,14869864	-0,32524022	0,18391575	0,0554437	0,09853405	-0,31522435	-0,3491504	-0,55151665	
Y10	$B_{1.10}$	$B_{2.10}$	$B_{3.10}$	$B_{4.10}$	$B_{5.10}$	$B_{6.10}$	$B_{7.10}$	$B_{8.10}$	$B_{9.10}$	$B_{o10}$	
	-0,14552887	-0,2913752	0,2878066	0,43744808	0,44969705	0,5012124	-0,20479882	0,4702602	0,2983191	-0,38470483	
Y11	$B_{1.11}$	$B_{2.11}$	$B_{3.11}$	$B_{4.11}$	$B_{5.11}$	$B_{6.11}$	$B_{7.11}$	$B_{8.11}$	$B_{9.11}$	$B_{o11}$	
	-0,5020171	-0,45740035	0,46261197	-0,4311008	-0,07522367	-0,08157441	0,2595892	-0,34059972	-0,05723415	-0,2519935	
Y12	$B_{1.12}$	$B_{2.12}$	$B_{3.12}$	$B_{4.12}$	$B_{5.12}$	$B_{6.12}$	$B_{7.12}$	$B_{8.12}$	$B_{9.12}$	$B_{o12}$	
	0,0768209	-0,4678183	0,47753817	0,02610536	0,19630365	-0,3678159	0,07576889	0,23434162	-0,19771852	-0,46127084	

<b>Y13</b>	$B_{1.13}$	$B_{2.13}$	$B_{3.13}$	$B_{4.13}$	$B_{5.13}$	$B_{6.13}$	$B_{7.13}$	$B_{8.13}$	$B_{9.13}$	$B_{o13}$
	0,13086955	-0,64745647	-0,4015279	0,22777675	-0,01340665	-0,27890962	0,3293733	0,25173628	0,02757659	-0,42276162
<b>Y14</b>	$B_{1.14}$	$B_{2.14}$	$B_{3.14}$	$B_{4.14}$	$B_{5.14}$	$B_{6.14}$	$B_{7.14}$	$B_{8.14}$	$B_{9.14}$	$B_{o14}$
	-0,25738472	-0,7925584	0,01110861	-0,00900959	-0,38165727	-0,49802193	-0,03636003	-0,2598721	0,18806349	-0,42625895

5. Hasil nilai *update* bobot dan bias dari arsitektur 5 – 7 – 5 – 3 – 14

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer* 1 ke *hidden layer* 2

		<i>Neuron pada hidden layer 2 (k)</i>				
		<i>Neuron 1</i>	<i>Neuron 2</i>	<i>Neuron 3</i>	<i>Neuron 4</i>	<i>Neuron 5</i>
<i>Neuron pada hidden layer 1 (j)</i>	<i>Neuron 1</i>	$V_{1.1}$	$V_{1.2}$	$V_{1.3}$	$V_{1.4}$	$V_{1.5}$
		0,5304773	-0,57577044	0,04045011	0,24046099	-0,48769492
	<i>Neuron 2</i>	$V_{2.1}$	$V_{2.2}$	$V_{2.3}$	$V_{2.4}$	$V_{2.5}$
		0,56448185	-0,5510965	0,58683383	0,58683383	0,5441814
	<i>Neuron 3</i>	$V_{3.1}$	$V_{3.2}$	$V_{3.3}$	$V_{3.4}$	$V_{3.5}$
		-0,23397495	0,04813131	0,07361175	0,3900345	-0,47334445
	<i>Neuron 4</i>	$V_{4.1}$	$V_{4.2}$	$V_{4.3}$	$V_{4.4}$	$V_{4.5}$
		-0,44781095	0,5718088	0,15218572	0,60868657	0,47986734
	<i>Neuron 5</i>	$V_{5.1}$	$V_{5.2}$	$V_{5.3}$	$V_{5.4}$	$V_{5.5}$
		0,02614102	-0,19816184	-0,15770291	-0,5555946	0,40536523
<i>Neuron 6</i>	$V_{6.1}$	$V_{6.2}$	$V_{6.3}$	$V_{6.4}$	$V_{6.5}$	
	0,6180892	-0,6306269	-0,22825265	-0,4242948	-0,2918585	
<i>Neuron 7</i>	$V_{7.1}$	$V_{7.2}$	$V_{7.3}$	$V_{7.4}$	$V_{7.5}$	
	-0,3422928	-0,53030276	0,26136044	0,19401918	-0,17973594	
<b>Bias</b>	$V_{o1}$	$V_{o2}$	$V_{o3}$	$V_{o4}$	$V_{o5}$	
	0,01457165	-0,01429752	-0,06413733	-0,07254104	0,0085065	

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer 2* ke *hidden layer 3*

		Neuron pada hidden layer 3 (m)		
		Neuron 1	Neuron 2	Neuron 3
Neuron pada hidden layer 2 (k)	Neuron 1	$C_{1.1}$	$C_{1.2}$	$C_{1.3}$
		-0,5198651	-0,5196005	-0,4054136
	Neuron 2	$C_{2.1}$	$C_{2.2}$	$C_{2.3}$
		0,65274894	0,9054215	0,21533541
	Neuron 3	$C_{3.1}$	$C_{3.2}$	$C_{3.3}$
		-0,71790564	-0,09685819	-0,24999532
	Neuron 4	$C_{4.1}$	$C_{4.2}$	$C_{4.3}$
0,14337844		0,33757776	0,3664421	
Neuron 5	$C_{5.1}$	$C_{5.2}$	$C_{5.3}$	
	-0,10200363	-0,00610876	-0,5657872	
Bias	$C_{o1}$	$C_{o2}$	$C_{o3}$	
	0,20466062	0,01022854	-0,21786755	

- Nilai *update* bobot dan bias dari *hidden layer 3* ke *output layer*

		Neuron pada hidden layer 3 (m)			
		Neuron 1	Neuron 2	Neuron 3	Bias
Neuron pada output layer (p)	Y1	$B_{1.1}$	$B_{2.2}$	$B_{3.3}$	$B_{o1}$
		0,5020761	0,51411426	0,52120477	0,45802453
	Y2	$B_{1.2}$	$B_{2.2}$	$B_{3.2}$	$B_{o2}$
		0,4350243	0,40471837	-0,49922433	0,4321365
	Y3	$B_{1.3}$	$B_{2.3}$	$B_{3.3}$	$B_{o3}$
		0,2535993	-0,3931645	0,00087905	0,23889275
	Y4	$B_{1.4}$	$B_{2.4}$	$B_{3.4}$	$B_{o4}$
		-0,32320037	-0,45851097	0,37348378	0,17097189
	Y5	$B_{1.5}$	$B_{2.5}$	$B_{3.5}$	$B_{o5}$
		0,27609268	-0,14072683	-0,55940396	0,19001067
	Y6	$B_{1.6}$	$B_{2.6}$	$B_{3.6}$	$B_{o6}$
		0,5395021	0,37476197	-0,33774447	-0,4291871
	Y7	$B_{1.7}$	$B_{2.7}$	$B_{3.7}$	$B_{o7}$
0,17831436		0,44786212	-0,5760128	-0,74172837	
Y8	$B_{1.8}$	$B_{2.8}$	$B_{3.8}$	$B_{o8}$	
	-0,15609129	0,14189418	-0,02378266	0,0909346	
Y9	$B_{1.9}$	$B_{2.9}$	$B_{3.9}$	$B_{o9}$	
	0,08243781	0,2023316	-0,26567006	-1,4466827	
Y10	$B_{1.10}$	$B_{2.10}$	$B_{3.10}$	$B_{o10}$	
	-0,39319104	-0,30755398	-0,19821094	-0,82957006	
Y11	$B_{1.11}$	$B_{2.11}$	$B_{3.11}$	$B_{o11}$	
	0,38130292	-0,56835943	0,0684065	-1,1950139	
Y12	$B_{1.12}$	$B_{2.12}$	$B_{3.12}$	$B_{o12}$	
	-0,6349796	-0,00307627	0,5245115	-1,3520315	
Y13	$B_{1.13}$	$B_{2.13}$	$B_{3.13}$	$B_{o13}$	
	-0,07161025	-0,1740826	0,23825568	-1,523991	

	Y14	$B_{1,14}$	$B_{2,14}$	$B_{3,14}$	$B_{0,14}$
		-0,05379616	0,12206179	0,55093324	-1,6783346

## 6. Source code min-max normalization pada unity

```

public void normalisasi_4(int x){
    if (x == 1){
        hobi = 0;
        Debug.Log("Nilai normalisasi pekerjaan: "+hobi);
    }
    else if (x == 2){
        hobi = 0.25;
        Debug.Log("Nilai normalisasi pekerjaan: "+hobi);
    }
    else if (x == 3){
        hobi = 0.5;
        Debug.Log("Nilai normalisasi pekerjaan: "+hobi);
    }
    else if (x == 4){
        hobi = 0.75;
        Debug.Log("Nilai normalisasi pekerjaan: "+hobi);
    }
    else if (x == 5){
        hobi = 1;
        Debug.Log("Nilai normalisasi pekerjaan: "+hobi);
    }
}

public void normalisasi_7(int x){
    if (x == 1){
        daerah_asal = 0;
        Debug.Log("nilai normalisasi daerah asal: "+daerah_asal);
    }
    else if (x == 2){
        daerah_asal = 1;
        Debug.Log("nilai normalisasi daerah asal: "+daerah_asal);
    }
}

```

## 7. Source code perhitungan feedforward

```

tin_1 = ((z_1*0.5304773)+(z_2*0.56448185)+(z_3*(-0.23397495)+(z_4*(-0.44781095)+(z_5*0.02614102)+(z_6*0.6188892)+(z_7*-0.3422928))+0.01457165);
tin_2 = ((z_1*(-0.57577044)+(z_2*(-0.5510965)+(z_3*0.04813131)+(z_4*0.5718888)+(z_5*(-0.19816184)+(z_6*(-0.6306269)+(z_7*(-0.53030276)))+(-0.01429752));
tin_3 = ((z_1*0.04045011)+(z_2*0.58683383)+(z_3*0.07361175)+(z_4*0.15218572)+(z_5*(-0.15770291)+(z_6*(-0.22825265)+(z_7*0.26136044))+(-0.06413733));
tin_4 = ((z_1*0.24046099)+(z_2*0.04088074)+(z_3*0.3900345)+(z_4*0.60868657)+(z_5*(-0.5555946)+(z_6*(-0.4242948)+(z_7*0.19401918))+(-0.07254104));
tin_5 = ((z_1*(-0.48769492)+(z_2*0.5441814)+(z_3*(-0.47334445)+(z_4*0.47986734)+(z_5*0.40536523)+(z_6*(-0.2918585)+(z_7*(-0.17973594)))+0.0085065);

if (tin_1 > 0){
    t_1 = tin_1;
}else{
    t_1 = 0;
}

if (tin_2 > 0){
    t_2 = tin_2;
}else{
    t_2 = 0;
}

if (tin_3 > 0){
    t_3 = tin_3;
}else{
    t_3 = 0;
}

if (tin_4 > 0){
    t_4 = tin_4;
}else{
    t_4 = 0;
}

```

## 8. Source code 5 rekomendasi destinasi wisata pada unity

```

public void MapSelectionLogic(){
    Debug.Log("setting rank");
    var button = MapSelectionPanel.GetComponentInChildren<Button>();
    for (int i = 0; i < button.Length; i++)
    {
        switch (button[i].tag)
        {
            case "rank1":
                button[i].GetComponentInChildren<Text>().text = wisatarekam[0];
                // SceneManager.LoadScene(wisatarekam[0]);
                button[i].onClick.AddListener(() => SceneManager.LoadScene(wisatarekam[0]));
                continue;
            case "rank2":
                button[i].GetComponentInChildren<Text>().text = wisatarekam[1];
                //SceneManager.LoadScene(wisatarekam[1]);
                button[i].onClick.AddListener(() => SceneManager.LoadScene(wisatarekam[1]));
                continue;
            case "rank3":
                button[i].GetComponentInChildren<Text>().text = wisatarekam[2];
                //SceneManager.LoadScene(wisatarekam[2]);
                button[i].onClick.AddListener(() => SceneManager.LoadScene(wisatarekam[2]));
                continue;
            case "rank4":
                button[i].GetComponentInChildren<Text>().text = wisatarekam[3];
                // SceneManager.LoadScene(wisatarekam[3]);
                button[i].onClick.AddListener(() => SceneManager.LoadScene(wisatarekam[3]));
                continue;
            case "rank5":
                button[i].GetComponentInChildren<Text>().text = wisatarekam[4];
                //SceneManager.LoadScene(wisatarekam[4]);
                button[i].onClick.AddListener(() => SceneManager.LoadScene(wisatarekam[4]));
                continue;
        }
    }
}

```

9. Menentukan akurasi, presisi, *recall* dan *f-measura* pada metode *collaborative filtering*

Keterangan :

- A : *Jatim park 1*
- B : *Jatim park 2*
- C : *Jatim park 3*
- D : *Museum angkut*
- E : *Selecta*
- F : *Batu Night Spectacular (BNS)*
- G : *Eco green park*
- H : *Alun – alun Kota Batu*
- I : *Kusuma Agro*
- J : *Cangar*
- K : *Coban talun*
- L : *Pemandian songgoriti*
- M : *Coban rais*
- N : *Predator fun park*



User			A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
Data Aktual	U2	Rating	9	8	8	8	10	9	8	10	8	7	8	7	8	7
		Rank	E	H	A	F	B	C	D	G	I	K	M	J	L	N
Data Prediksi	U2, U88	Rating	9	8	8	8	10	8	9	4	7	8	8	7	8	8
		Rank	E	A	G	B	C	D	F	J	K	M	N	I	L	H
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN	TN	FP
Data Aktual	U4	Rating	6	6	9	5	8	9	6	8	6	4	4	4	5	7
		Rank	C	F	E	H	N	A	B	G	I	D	M	J	K	L
Data Prediksi	U4, U6	Rating	6	6	9	5	8	9	9	10	10	10	10	8	10	9
		Rank	H	I	J	K	M	C	F	G	N	E	L	A	B	D
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	FP	FP	TN	FP	FP	TN	TN	TN	TN
Data Aktual	U9	Rating	8	9	9	9	8	9	7	8	9	8	9	9	8	9
		Rank	B	C	D	F	I	K	L	N	A	E	H	J	M	G
Data Prediksi	U9, U173	Rating	8	9	9	9	8	7	7	9	6	5	7	7	7	7
		Rank	B	C	D	H	A	E	F	G	K	L	M	N	I	J
<i>Confussion matrix</i>			TP	TP	TP	FN	FN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN	FP	TN

<b>Data Aktual</b>	U10	Rating	7	8	9	9	7	9	8	8	8	7	7	8	8	8
		Rank	C	D	F	B	G	H	I	L	M	N	A	E	J	K
<b>Data Prediksi</b>	U10, U118	Rating	7	8	9	9	7	8	8	9	9	7	8	8	6	6
		Rank	C	D	H	I	B	F	G	K	L	A	E	J	M	N
<i>Confussion matrix</i>			TP	TP	FN	FN	FN	FP	FP	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U15	Rating	8	9	8	7	7	6	8	7	9	8	7	7	7	8
		Rank	B	I	A	C	G	J	N	D	E	H	K	L	M	F
<b>Data Prediksi</b>	U15, U193	Rating	8	9	8	7	7	6	7	9	6	7	5	6	8	5
		Rank	B	H	A	C	M	D	E	G	J	F	I	L	K	N
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	TP	TP	FN	TN	TN	FP	TN	TN	FP	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U17	Rating	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	9	8	8	8
		Rank	K	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	L	M	N
<b>Data Prediksi</b>	U17, U24	Rating	8	8	8	8	8	7	8	8	8	8	8	7	7	7
		Rank	A	B	C	D	E	G	H	I	J	K	F	L	M	N
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	TN	TN	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U19	Rating	9	9	9	10	8	8	8	10	8	8	8	7	7	8
		Rank	D	H	A	B	C	E	F	G	I	J	K	N	L	M

Data Prediksi	U19, U92	Rating	9	9	9	10	8	8	9	3	7	8	7	7	9	8
		Rank	D	A	B	C	G	M	E	F	J	N	I	K	L	H
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	FP
Data Aktual	U26	Rating	9	10	8	10	8	8	10	8	9	10	9	9	9	9
		Rank	B	D	G	J	A	I	K	L	M	N	C	E	F	H
Data Prediksi	U26, U128	Rating	9	10	8	10	8	6	7	5	8	5	7	10	9	9
		Rank	B	D	L	A	M	N	C	E	I	G	K	F	H	J
<i>Confussion matrix</i>			TP	TP	FN	FN	FN	TN	TN	TN	TN	FP	TN	TN	TN	FP
Data Aktual	U28	Rating	9	8	8	8	8	9	8	8	8	8	7	8	8	8
		Rank	A	F	B	C	D	E	G	H	I	J	L	M	N	K
Data Prediksi	U28, U53	Rating	9	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	6	8	8
		Rank	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	M	N	L
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	FP	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN
Data Aktual	U33	Rating	9	7	9	8	9	7	8	7	9	8	7	7	7	8
		Rank	A	C	E	I	D	G	J	N	B	F	H	K	L	M
Data Prediksi	U33, U136	Rating	9	7	9	8	9	9	6	9	8	10	8	9	7	9
		Rank	J	A	C	E	F	H	L	N	D	I	K	B	M	G

<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	TN	TN	TN	FP	FP	TN	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U35	Rating	9	10	9	9	8	9	9	10	8	6	8	7	4	3
		Rank	B	H	A	C	D	F	G	E	I	K	L	J	M	N
<b>Data Prediksi</b>	U35, U201	Rating	9	10	9	9	8	6	6	7	7	7	8	4	5	7
		Rank	B	A	C	F	E	K	H	I	J	N	F	G	M	L
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U37	Rating	8	9	8	9	9	9	9	8	7	9	9	8	9	9
		Rank	B	D	E	F	I	J	L	M	N	A	C	G	K	H
<b>Data Prediksi</b>	U37, U143	Rating	8	9	8	9	9	5	5	3	6	8	6	6	9	8
		Rank	B	D	E	M	A	C	J	N	I	K	L	F	G	H
<i>Confussion matrix</i>			TP	TP	TP	FN	FN	TN	TN	TN	FP	TN	TN	FP	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U41	Rating	8	7	7	8	8	8	7	7	7	6	7	6	6	6
		Rank	A	D	E	F	B	C	G	H	I	K	J	L	M	N
<b>Data Prediksi</b>	U41, U119	Rating	8	7	7	8	8	6	6	6	7	8	7	7	8	9
		Rank	N	A	D	E	J	M	B	C	I	K	L	F	G	H
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	FP	TN	TN

<b>Data Aktual</b>	U43	Rating	8	6	6	8	5	8	6	3	4	4	6	7	5	4
		Rank	A	D	F	L	B	C	G	K	E	M	I	J	N	H
<b>Data Prediksi</b>	U43, U178	Rating	8	6	6	8	5	8	5	4	4	4	6	5	5	4
		Rank	A	D	F	B	C	K	E	G	L	M	H	I	J	N
<i>Confussion matrix</i>			TP	TP	TP	FN	FN	TN	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U45	Rating	6	6	5	7	6	6	6	8	6	5	6	2	7	7
		Rank	H	D	M	N	A	B	E	F	G	I	K	C	J	L
<b>Data Prediksi</b>	U45, U177	Rating	6	6	5	7	6	8	7	8	6	5	6	7	7	7
		Rank	F	H	D	G	L	M	N	A	B	E	I	K	C	J
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	FP	FP	FP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U49	Rating	8	8	9	7	6	7	6	8	7	8	7	7	7	7
		Rank	C	A	B	H	J	D	F	I	K	L	M	N	E	G
<b>Data Prediksi</b>	U49, U139	Rating	8	8	9	7	6	8	7	5	9	8	5	9	8	9
		Rank	C	I	L	N	A	B	F	J	M	D	G	E	H	K
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	FP	TN	FP	TN	TN	TN	TN	FP	TN
<b>Data Aktual</b>	U51	Rating	9	9	8	9	8	9	9	9	8	9	8	9	7	8
		Rank	A	B	D	F	G	H	J	L	C	E	I	K	N	M

<b>Data Prediksi</b>	U51, U62	Rating	9	9	8	9	8	8	8	8	8	8	7	7	7	7
		Rank	A	B	D	C	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
<i>Confussion matrix</i>			TP	TP	TP	FN	FN	FP	FP	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U54	Rating	8	8	9	9	8	8	8	8	8	8	8	7	8	8
		Rank	C	D	A	B	E	F	G	H	I	J	K	M	N	L
<b>Data Prediksi</b>	U54, U58	Rating	8	8	9	9	8	8	7	5	9	7	5	6	7	8
		Rank	C	D	I	A	B	E	F	N	G	J	M	L	H	K
<i>Confussion matrix</i>			TP	TP	FN	FN	FN	FP	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U61	Rating	8	8	7	7	8	7	7	9	7	8	5	5	6	7
		Rank	H	A	B	E	J	C	D	F	G	I	N	M	K	L
<b>Data Prediksi</b>	U61, U40	Rating	8	8	7	7	8	7	9	6	8	6	8	6	8	8
		Rank	G	A	B	E	F	I	K	M	N	C	D	H	J	L
<i>Confussion matrix</i>			FN	TP	TP	TP	FN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	FP	FP	TN
<b>Data Aktual</b>	U63	Rating	8	8	8	8	7	7	8	9	7	9	8	8	7	8
		Rank	H	J	A	B	C	D	G	K	L	N	E	F	I	M
<b>Data Prediksi</b>	U63, U113	Rating	8	8	8	8	7	9	6	7	6	9	8	9	7	8
		Rank	F	J	L	A	B	C	D	K	N	E	H	M	G	I

<i>Confussion matrix</i>			FN	TP	FN	FN	FN	FP	TN	TN	TN	TN	FP	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U69	Rating	7	8	8	8	7	7	7	4	8	10	5	5	7	7
		Rank	J	B	C	D	I	A	E	F	G	M	N	K	L	H
<b>Data Prediksi</b>	U69, U74	Rating	7	8	8	8	7	7	7	5	8	7	7	7	7	7
		Rank	B	C	D	I	A	E	F	G	J	K	L	M	N	H
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	TN	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U74	Rating	7	8	8	8	7	7	7	5	8	7	7	7	7	7
		Rank	B	C	D	I	A	E	F	G	J	K	L	M	N	H
<b>Data Prediksi</b>	U74, U76	Rating	7	8	8	8	7	7	7	7	8	8	3	7	6	7
		Rank	B	C	D	I	J	A	E	F	G	H	L	N	M	K
<i>Confussion matrix</i>			TP	TP	TP	TP	FN	FP	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U77	Rating	8	9	10	7	7	9	8	6	8	7	3	6	7	7
		Rank	C	B	F	A	G	I	D	E	J	M	N	H	L	K
<b>Data Prediksi</b>	U77, U85	Rating	8	9	10	7	7	9	10	4	9	8	9	3	10	10
		Rank	C	G	M	N	B	F	I	K	A	J	D	E	H	L
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	FP	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN

Data Aktual	U80	Rating	9	7	9	7	8	8	9	3	10	5	5	6	7	7
		Rank	I	A	C	G	E	F	B	D	M	N	L	J	K	H
Data Prediksi	U80, U186	Rating	9	7	9	7	8	6	7	6	7	7	7	8	8	8
		Rank	A	C	E	L	M	N	B	D	G	I	J	K	F	H
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	TN	TN	TN	FP	FP	TN	TN	TN	TN
Data Aktual	U83	Rating	8	9	8	8	8	8	8	9	9	8	8	7	6	5
		Rank	B	H	I	A	C	D	E	F	G	J	K	L	M	N
Data Prediksi	U83, U35	Rating	8	9	8	8	8	9	9	10	6	8	6	7	4	3
		Rank	H	B	F	G	A	C	D	E	I	K	L	J	M	N
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	FP	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN
Data Aktual	U85	Rating	8	9	10	7	7	9	10	4	9	8	9	3	10	10
		Rank	C	G	M	N	B	F	I	K	A	J	D	E	H	L
Data Prediksi	U85, U77	Rating	8	9	10	7	7	9	8	6	8	7	3	6	7	7
		Rank	C	B	F	A	G	I	D	E	J	M	N	H	L	K
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	TN	TN	TN	TN	FP	FP	TN	TN	TN
Data Aktual	U87	Rating	9	7	8	8	10	5	10	8	9	8	9	8	7	8
		Rank	E	G	A	I	K	C	D	H	J	L	N	B	M	F



<b>Data Prediksi</b>	U87, U88	Rating	9	7	8	8	10	8	9	4	7	8	8	7	8	8
		Rank	E	A	G	C	D	F	J	K	M	N	B	I	L	H
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	TN	TN	FP	TN	TN	TN	FP	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U90	Rating	9	8	7	8	9	8	7	7	8	8	9	5	8	9
		Rank	A	E	K	N	B	D	F	I	J	M	C	G	H	L
<b>Data Prediksi</b>	U90, U176	Rating	9	8	7	8	9	8	6	8	6	6	5	7	6	7
		Rank	A	E	B	D	F	H	C	L	N	G	I	J	M	K
<i>Confussion matrix</i>			TP	TP	FN	FN	FN	TN	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	FP
<b>Data Aktual</b>	U91	Rating	8	8	6	8	8	9	8	7	7	7	9	8	8	9
		Rank	F	K	N	A	B	D	E	G	L	M	H	I	J	C
<b>Data Prediksi</b>	U91, U146	Rating	8	8	6	8	8	10	10	7	8	9	7	8	9	6
		Rank	F	G	J	M	A	B	D	E	I	L	H	K	C	N
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	FP	TN	TN	TN	TN	TN	FP	TN	FP
<b>Data Aktual</b>	U93	Rating	9	8	9	9	8	7	8	5	8	9	7	7	7	7
		Rank	A	C	D	J	B	E	G	I	F	K	L	M	N	H
<b>Data Prediksi</b>	U93, U94	Rating	9	8	9	9	8	7	7	5	6	7	6	7	7	9
		Rank	A	C	D	N	B	E	F	G	J	L	M	I	K	H



<b>Data Aktual</b>	U100	Rating	7	7	8	7	8	8	6	4	8	9	7	6	8	8
		Rank	J	C	E	F	I	M	N	A	B	D	K	G	L	H
<b>Data Prediksi</b>	U100, U198	Rating	7	7	8	7	8	8	10	9	5	3	4	8	6	6
		Rank	G	H	C	E	F	L	A	B	D	M	N	I	K	J
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	FP	TN	FP
<b>Data Aktual</b>	U107	Rating	9	7	7	8	6	8	6	8	8	7	9	9	10	10
		Rank	M	N	A	K	L	D	F	H	I	B	C	J	E	G
<b>Data Prediksi</b>	U107, U39	Rating	9	7	7	8	6	9	9	5	7	8	7	6	7	9
		Rank	A	F	G	N	D	J	B	C	I	K	M	E	L	H
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	TN	TN	TN	TN	FP	FP	TN	FP	TN
<b>Data Aktual</b>	U109	Rating	8	7	7	7	8	7	8	6	7	8	7	7	8	7
		Rank	A	E	G	J	M	B	C	D	F	I	K	L	N	H
<b>Data Prediksi</b>	U109, U30	Rating	8	7	7	7	8	8	8	7	8	9	7	6	6	7
		Rank	J	A	E	F	G	I	B	C	D	H	K	N	L	M
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	FP
<b>Data Aktual</b>	U111	Rating	8	9	9	5	8	8	7	6	7	9	7	8	7	6
		Rank	B	C	J	A	E	F	L	G	I	K	M	H	N	D

<b>Data Prediksi</b>	U111, U169	Rating	8	9	9	5	8	9	9	10	8	6	8	7	4	3
		Rank	H	B	C	F	G	A	E	I	K	L	J	D	M	N
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	FP	FP	TN	TN	TN	FP	TN	TN	TN
<b>Data Aktual</b>	U113	Rating	8	8	8	8	7	9	6	7	6	9	8	9	7	8
		Rank	F	J	L	A	B	C	D	K	N	E	H	M	G	I
<b>Data Prediksi</b>	U113, U141	Rating	8	8	8	8	7	8	9	8	9	3	7	5	8	9
		Rank	F	I	N	A	B	C	D	F	H	M	E	K	L	J
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	TP	TP	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	FP	FP
<b>Data Aktual</b>	U117	Rating	7	7	7	8	7	9	7	9	7	6	7	5	9	8
		Rank	F	H	M	D	N	A	B	C	E	G	I	K	J	L
<b>Data Prediksi</b>	U117, U59	Rating	7	7	7	8	7	7	8	5	9	6	6	8	8	8
		Rank	I	D	G	L	M	N	A	B	C	E	F	J	K	H
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	FP	TN	TN	TN	TN	FP	TN	TN	FP
<b>Data Aktual</b>	U129	Rating	7	7	9	7	8	8	7	5	5	7	5	3	6	7
		Rank	C	E	F	A	B	D	G	J	N	M	H	I	K	L
<b>Data Prediksi</b>	U129, U209	Rating	7	7	9	7	8	6	8	10	7	7	6	7	7	5
		Rank	H	C	E	G	A	B	D	I	J	L	M	F	K	N

<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	FP	TN	TN	TN	TN	FP	TN	TN	
<b>Data Aktual</b>	U132	Rating	8	8	7	7	8	6	7	9	6	7	10	8	6	6
		Rank	K	H	A	B	E	L	C	D	G	J	F	I	M	N
<b>Data Prediksi</b>	U132, U25	Rating	8	8	7	7	8	8	8	8	8	7	7	8	8	7
		Rank	A	B	E	F	G	H	I	L	M	C	D	J	K	N
<i>Confussion matrix</i>			FN	FN	FN	FN	FN	FP	TN	TN	TN	TN	TN	FP	TN	
<b>Data Aktual</b>	U145	Rating	7	8	8	8	8	8	7	8	6	6	9	9	7	7
		Rank	K	L	B	C	D	E	F	H	A	G	M	N	I	J
<b>Data Prediksi</b>	U145, U13	Rating	7	8	8	8	8	7	6	7	7	8	9	6	8	7
		Rank	K	B	C	D	E	J	M	A	F	H	I	N	G	L
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	TN	FP	
<b>Data Aktual</b>	U165	Rating	6	10	9	5	8	9	6	9	6	4	4	4	5	7
		Rank	B	C	F	H	E	N	A	G	I	D	M	J	K	L
<b>Data Prediksi</b>	U165, U160	Rating	6	10	9	5	8	9	6	4	6	4	4	5	5	7
		Rank	B	C	F	E	N	A	G	I	D	L	M	H	J	K
<i>Confussion matrix</i>			TP	TP	TP	FN	FN	TN	TN	TN	TN	TN	FP	TN	TN	

Data Aktual	U180	Rating	6	6	7	8	6	7	8	7	6	5	8	6	7	7
		Rank	D	G	K	C	F	H	M	N	A	B	E	I	L	J
Data Prediksi	U180, U65	Rating	6	6	7	8	6	7	6	6	6	6	7	7	6	6
		Rank	D	C	F	K	L	A	B	E	G	H	I	J	M	N
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	TN	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN
Data Aktual	U194	Rating	9	6	7	6	4	4	4	5	7	5	5	7	7	7
		Rank	A	C	I	L	M	N	B	D	H	J	K	E	F	G
Data Prediksi	U194, U197	Rating	9	6	7	6	4	4	4	5	6	4	8	5	8	6
		Rank	A	K	M	C	B	D	I	N	H	L	E	F	G	J
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	TN	FP	TN	TN	FP	TN	TN	TN	TN
Data Aktual	U212	Rating	7	7	9	6	7	9	9	4	8	9	8	8	8	5
		Rank	C	F	G	J	I	K	L	M	A	B	E	D	N	H
Data Prediksi	U212, U156	Rating	7	7	9	6	7	7	7	8	7	5	7	6	7	9
		Rank	C	N	H	A	B	E	F	G	I	K	M	D	L	J
<i>Confussion matrix</i>			TP	FN	FN	FN	FN	TN	FP	FP	FP	TN	TN	TN	TN	FP
<b>Total TP</b>			<b>58</b>													
<b>Total FN</b>			<b>172</b>													

<b>Total FP</b>	<b>92</b>
<b>Total TN</b>	<b>332</b>

- $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$

$$Precision = \frac{58}{58 + 92} = 0,3867 \times 100\% = 38,67\%$$

- $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$

$$Recall = \frac{58}{58 + 172} = 0,2521 \times 100\% = 25,21\%$$

- $Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$

$$Akurasi = \frac{58 + 332}{58 + 172 + 92 + 332} = 0,59 \times 100\% = 59\%$$

- $F - measure = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision}$

$$F - measure = \frac{2 \times 0,2521 \times 0,3867}{0,2521 + 0,3867} = \frac{0,19497414}{0,6388} = 0,3052 \times 100\% = 30,52\%$$

10. Menentukan nilai TP, TN, FP, dan FN dari *output* prediksi dengan *output* aktual

Data	<i>Output</i>														
1	Aktual	0	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	TP	TP	FP	TP	FN	TN	TP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
2	Aktual	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0
	Prediksi	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	FP	FP	FN	FP	TN	TN	TP	FN	TN	TN	FN	TN	TN
3	Aktual	1	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	FP	TP	FP	TP	TN	TN	TP	TN	FN	TN	TN	TN	TN
4	Aktual	0	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	FP	FP	TP	TP	TN	FN	TP	FN	TN	TN	TN	TN	TN
5	Aktual	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	FP	TP	FN	TP	FN	TN	FP	TN	TN	FN	TN	TN	TN



6	Aktual	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	TP	TP	FN	TN	FN	FP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
7	Aktual	1	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	FP	FP	TP	TN	FN	TP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
8	Aktual	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1
	Prediksi	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	FP	FP	TN	TP	TN	FN	TP	TN	TN	TN	FN	TN	FN
9	Aktual	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	FP	TP	TP	FP	TN	TN	TP	TN	FN	TN	TN	TN	TN
10	Aktual	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	FP	TP	TP	FP	TN	TN	FP	TN	TN	FN	TN	FN	TN
11	Aktual	0	0	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0

	<i>Confussion Matrix</i>	FP	FP	TP	FP	FP	TN	FN	TP	FN	TN	TN	TN	TN	FN
12	Aktual	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	FP	TP	TP	TP	TN	TN	FP	TN	FN	TN	TN	TN	FN
13	Aktual	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1
	Prediksi	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	TP	TP	TN	TP	FP	TN	FP	TN	TN	FN	TN	TN	FN
14	Aktual	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	TP	TP	FP	TP	TN	TN	FP	TN	TN	FN	TN	TN	FN
15	Aktual	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	TP	TP	TP	FP	TN	TN	TP	FN	TN	TN	TN	TN	TN
16	Aktual	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	TP	FP	TP	FN	TN	FP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
17	Aktual	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0

	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	TP	TP	FP	TN	TN	TP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
18	Aktual	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	TP	TN	FP	TP	TN	FP	TN	TN	FN	TN	TN	TN
19	Aktual	1	1	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	TP	TN	FP	FN	TN	TP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
20	Aktual	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	FP	TP	TP	TN	TN	TP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
21	Aktual	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	TP	FP	TP	TN	TN	FP	TN	TN	FN	TN	TN	TN
22	Aktual	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	FP	TP	FP	TN	TN	FP	FN	TN	TN	FN	TN	TN

23	Aktual	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	TP	FP	TP	TN	TN	TP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
24	Aktual	0	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	FP	FP	FP	TP	FN	TN	TP	TN	FN	TN	FN	TN	TN
25	Aktual	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	FP	TP	FP	TP	TN	TN	TP	TN	FN	TN	TN	FN	TN
26	Aktual	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
	Prediksi	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	FP	TP	FN	TP	TN	TN	FP	TN	FN	TN	TN	TN	FN
27	Aktual	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	FP	FP	FP	FP	TN	TN	TP	FN	FN	FN	TN	FN	TN
28	Aktual	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0

	<i>Confussion Matrix</i>	FP	TP	FP	FP	FP	TN	FN	TP	TN	TN	FN	FN	TN	TN
29	Aktual	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	TP	FP	TP	FP	TN	TN	TP	TN	TN	FN	TN	FN	TN
30	Aktual	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1
	Prediksi	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	FP	FN	FP	TN	TN	TP	TN	TN	TN	TN	TN	FN
31	Aktual	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	FP	FP	TP	FN	TN	FP	TN	FN	TN	TN	TN	TN
32	Aktual	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	FP	TP	FP	FN	TN	TP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
33	Aktual	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	TP	FP	FP	FN	TN	FP	TN	FN	TN	TN	TN	TN
34	Aktual	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0

	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	TP	TP	FP	FP	TN	TN	FP	TN	TN	FN	FN	FN	TN
35	Aktual	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	TP	FP	FP	FP	FN	TN	FP	TN	FN	FN	TN	FN	TN
36	Aktual	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	TP	FN	FP	TN	TN	FP	FN	TN	TN	TN	TN	TN
37	Aktual	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	FP	FP	FN	FP	TP	FN	TP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
38	Aktual	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	TP	FP	TP	TN	TN	TP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
39	Aktual	0	0	1	1	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	FP	TP	FN	FP	FN	TN	TP	FN	TN	TN	TN	TN	TN

40	Aktual	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	TP	FP	FP	TP	FN	TN	TP	TN	FN	TN	TN	TN	TN
41	Aktual	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	1
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	FP	TP	FP	TP	TN	TN	TP	TN	FN	TN	TN	TN	FN
42	Aktual	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	FP	TP	TP	FP	FP	TN	TN	TP	TN	TN	TN	FN	FN	TN
43	Aktual	1	1	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	TP	FP	FP	FN	TN	TP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
44	Aktual	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confussion Matrix</i>	TP	TP	TP	FN	FP	TN	TN	TP	TN	TN	TN	TN	TN	TN
45	Aktual	0	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0

	<i>Confusion Matrix</i>	FP	TP	FP	FN	FP	FN	FN	FP	FN	TN	TN	TN	TN	TN
46	Aktual	0	0	0	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
	Prediksi	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	<i>Confusion Matrix</i>	FP	FP	FP	FN	FP	FN	TN	TP	FN	FN	TN	TN	TN	TN
<b>Total TP</b>		<b>142</b>													
<b>Total FN</b>		<b>88</b>													
<b>Total FP</b>		<b>123</b>													
<b>Total TN</b>		<b>291</b>													