



HOME ABOUT LOG IN ACCOUNT SEARCH CURRENT CONFERENCES ARCHIVE ANNOUNCEMENTS

Home > **DEWAN EDITORIAL**

DEWAN EDITORIAL

Penanggung Jawab

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

Editor-in-chief

- Yayan Adi Saputro, (Sinta ID :) - Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara, Jepara, Indonesia

Members of the Editorial Board

- Heru Saputro, (Sinta ID : 6662814) - Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara, Jepara, Indonesia
- Erna Dwi Astuti, (Sinta ID : 6665172) - Universitas Sains dan Alquran Wonosobo, Wonosobo, Indonesia
- Nur Aeni Widiastuti, (Sinta ID : 5973937) - Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara, Jepara, Indonesia
- Dwi Agus Susila, (Sinta ID : 6748945) - Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara, Jepara, Indonesia

DEWAN EDITORIAL

TIM REVIEWERS

KONFERENSI KAMI

TIMELINE SEMINAR PROSIDING



PENDAFTARAN SEMINAR PROSIDING

00020728

SCITECH Indexed by:



Â



Prosiding SCITECH (SCIENCE AND TECHNOLOGY) is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

Â



ISSN BARCODE



JURNAL TEMPLATE



OPEN CONFERENCE SYSTEMS

CONFERENCE HELP

USER

Username Password ☐ Remember me

CONFERENCE CONTENT

Search All

...

Search

Browse

- » [By Conference](#)
- » [By Author](#)
- » [By Title](#)

INFORMATION

- » [For Readers](#)
- » [For Authors](#)





HOME ABOUT LOG IN ACCOUNT SEARCH CURRENT CONFERENCES ARCHIVE ANNOUNCEMENTS

Home > **TIM REVIEWERS**

TIM REVIEWERS

Tim Reviewers

- Prof Ocky Karna Rajasa, M.Cs, (Sinta ID : 5494) (SCOPUS ID: 15824260100) - Universitas Diponegoro, Semarang, Indonesia
- Prof. Ir. Zainal Arifin Hasibuan, MLS., Ph.D, (Sinta ID : 6655639) (SCOPUS ID: 57203922071) - Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia
- Khusna Dwijayanti, S.T., M.Eng., Ph.D., (Sinta ID : 260374) (SCOPUS ID: 37013245100) - UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia
- Zaenal Abidin, S. Si., M. Cs., Ph.D, (Sinta ID : 6043611) (SCOPUS ID: 57194014471) - Universitas Negeri Semarang, Semarang, Indonesia
- Eko Didik Widiyanto, ST, MT, (Sinta ID : 5979525) (SCOPUS ID: 55816259400) - Universitas Diponegoro, Semarang, Indonesia
- Iin Irawati, ST., M.MT, (Sinta ID : 6645424) (SCOPUS ID:) - Universitas Semarang, Semarang, Indonesia
- Dr. Rahmawan Dwi Prasetya, S.Sn., M.Si, (Sinta ID : 5988000) (SCOPUS ID:) - Institut Seni Indonesia Yogyakarta, Indonesia

DEWAN EDITORIAL

TIM REVIEWERS

KONFERENSI KAMI

TIMELINE SEMINAR PROSIDING



PENDAFTARAN SEMINAR PROSIDING

- Wandah Wibawanto, S. Sn., M. Ds., (Sinta ID : 1390) (SCOPUS ID: 57212312800) - Universitas Negeri Semarang, Semarang, Indonesia
- Dr. Qurtubi, S.T., M.T., (Sinta ID : 6021111) (SCOPUS ID: 57201072238) - Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, Indonesia

00020729

SCITECH Indexed by:



Â



Prosiding SCITECH (SCIENCE AND TECHNOLOGY) is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

Â



ISSN BARCODE



JURNAL TEMPLATE



OPEN CONFERENCE SYSTEMS

CONFERENCE HELP

USER

Username Password ☐ Remember me

CONFERENCE CONTENT

Search

All

...

Search

Browse

- » [By Conference](#)
- » [By Author](#)
- » [By Title](#)

INFORMATION

- » [For Readers](#)
- » [For Authors](#)





HOME ABOUT LOGIN ACCOUNT SEARCH CURRENT CONFERENCES ARCHIVE ANNOUNCEMENTS

Home > Science and Technology (SciTech) > The 3rd National Seminar and Proceedings Scitech 2024 > **Presentations and Authors**

Presentations and Authors

Title contains Search

Last name A B C D E F G H I J K L M N O P Q R S T U V W X Y Z All

Track:

SCITECH 2024

- PENERAPAN ALGORITMA A* PADA APLIKASI GAME TASHRIF DI MTS-SA ROUDLOTUT THOLIBIN
Reza Ramadhan, R Hadapiningradja Kusumodestoni, Adi Sucipto, Gun Sudiryanto
- PENAMBAHAN TEPUNG MAGGOT (*Hermetia illucans*) SEBAGAI BAHAN TAMBAHAN PADA PAKAN KOMERSIAL TERHADAP PERTUMBUHAN, EFISIENSI PAKAN DAN KELULUSHIDUPAN BENIH IKAN PATIN (*Pangasius hypophthalmus*)
Nia Kholishotun Nisa, Desti Setiyowati, Luky Mudiarti
- APLIKASI PENAMBAHAN EKSTRAK BAWANG PUTIH PADA PAKAN BUATAN TERHADAP PERTUMBUHAN DAN SURVIVAL RATE UDANG VANAME (*Litopenaeus vannamei*)
Aldian Nurma Prasetya, Desti Setiyowati, Nurcahyo Kursistiyanto
- INTEGRATING LARAVEL 8 AND NODE.JS FOR DEVELOPING WHATSAPP COMMUNICATION MEDIA FOR NEW STUDENT ENROLLMENT IN THE FACULTY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY
Harminto Mulyo, Nadia Annisa Maori
- SISTEM REKOMENDASI VIDEO GAME BERBASIS CONTENT-BASED FILTERING DENGAN MENERAPKAN KLASIFIKASI MULTILABEL MENGGUNAKAN LONG SHORT TERM MEMORY
Stanislaus Suryo Anggoro Nuswantoro, J.B. Budi Darmawan
- PENAMBAHAN VITAMIN C PADA PAKAN UNTUK PERTUMBUHAN DAN KELANGSUNGAN HIDUP BENIH IKAN WADER PARI (*Rasbora argyrotaenia*)
Naila Vicri Munafiroh, Nurcahyo Kursistiyanto, Arif Mustofa
- PENGARUH PENAMBAHAN MINYAK MAGGOT PADA PELET TERHADAP PERTUMBUHAN DAN KELANGSUNGAN HIDUP BENIH IKAN PATIN (*Pangasius hypophthalmus*)
Mahadi Utama Hendra, Arif Mustofa, Luky Mudiarti
- PENGARUH PENAMBAHAN TEPUNG DAUN KELOR (*Moringa oleifera*) PADA PAKAN BUATAN KOMERSIAL TERHADAP PERTUMBUHAN DAN EFISIENSI PEMANFAATAN PAKAN BENIH IKAN GABUS (*Channa striata*)
Revilda Agustin, Nurcahyo Kursistiyanto, Luky Mudiarti
- PENAMBAHAN ENZIM BROMELIN DALAM PAKAN BUATAN UNTUK MEMACU PERTUMBUHAN, PEMANFAATAN PAKAN DAN LAJU SINTASAN BENIH IKAN BAWAL AIR TAWAR (*Colossoma macropomum*)
Yulio Bagus Karuniawan, Desti Setiyowati, Arif Mustofa
- ANALISIS POTENSI BAHAYA SEBAGAI UPAYA PENCEGAHAN TERJADINYA KECELAKAAN KERJA DI AREA CRUSHER MINING LIMESTONE P.10 DENGAN METODE HIRARC
S. Wirayudha, Imam Djati Widodo, E. Fausa, A. Parkhan
- ANALISIS POSTUR KERJA DAN BEBAN KERJA MENTAL MENGGUNAKAN METODE RULA, QEC, DAN NASA-TLX PADA PEKERJA FOTOCOPY
Nur Azizah, Salwa Nur Rahma, Muhammad Alif Basyariah, Fika Aliya Febriyana
- ANALYSIS OF ADIDAS SHOE QUALITY CONTROL CELL 1 FACTORY 3 IN THE ASSEMBLING PROCESS USING SEVENTOOLS AND FMEA METHODS
Nisa Firdausi Riski, Gunawan Mohammad, Budi Lofian
- PENGARUH PAKAN ALAMI YANG BERBEDA TERHADAP KELANGSUNGAN HIDUP DAN PERTUMBUHAN BENIH LOBSTER AIR TAWAR (*Cherax quadricarinatus*)
Jamal Abdun Naseer, Luky Mudiarti, Desti Setiyowati
- PENGARUH PENAMBAHAN EKSTRAK KUNYIT (*Curcuma domestica* Val.) PADA PAKAN BUATAN KOMERSIAL TERHADAP PERTUMBUHAN, EFISIENSI PEMANFAATAN PAKAN DAN KELULUSHIDUPAN IKAN GABUS (*Channa striata*)
Muhammad Hasyim, Luky Mudiarti, Arif Mustofa
- QUALITY CONTROL ANALYSIS TO MINIMIZE THE NUMBER OF DEFECTS IN RATTAN CHAIRS USING THE SIX SIGMA METHOD
Syarifatul Annisa, Dwi Retna Sulistyawati
- STUDI EKSPERIMENTAL MENGENAI KINERJA OPERATOR VESSEL TRAFFIC SERVICE DALAM PENERAPAN SISTEM INSTRUKSI
Rangga Kistiwoyo, Hilya Mudrika Arini, Fitri Trapsilawati
- PERANCANGAN ALAT PENYARING AIR SUNGAI UNTUK KEBUTUHAN AIR BERSIH RUMAH TANGGA
michael febriansyah, Adi Pratama, Ilham Nur Rohim, Ainur Komariah

DEWAN EDITORIAL

TIM REVIEWERS

KONFERENSI KAMI

TIMELINE SEMINAR
PROSIDING



PENDAFTARAN SEMINAR
PROSIDING



ISSN BARCODE



JURNAL TEMPLATE



OPEN CONFERENCE SYSTEMS

CONFERENCE HELP

USER

Username

Password

☐ Remember me

CONFERENCE CONTENT

Search

**SISTEM REKOMENDASI VIDEO GAME BERBASIS CONTENT-BASED FILTERING
DENGAN MENERAPKAN KLASIFIKASI MULTILABEL MENGGUNAKAN
LONG SHORT TERM MEMORY**

**VIDEO GAME RECOMMENDATION SYSTEM BASED ON CONTENT-BASED
FILTERING BY APPLYING MULTILABEL CLASSIFICATION USING
LONG SHORT TERM MEMORY**

Stanislaus Suryo Anggoro Nuswantoro¹, J.B. Budi Darmawan^{2*}

^{1,2}Universitas Sanata Dharma Yogyakarta

Email : ¹anggorobmc@gmail.com, ^{2*}b.darmawan@usd.ac.id

*Penulis Korespondensi

Abstrak - Informasi mengenai *game* akan terus bertambah seiring perkembangan teknologi. Informasi yang terlalu cepat berkembang dan diterima oleh orang awam ini kemudian menjadi *overload*. Salah satu solusi dalam permasalahan ini adalah sistem rekomendasi. Namun, dikarenakan informasi yang terus bertambah ini menyebabkan waktu proses sistem rekomendasi menjadi lebih lama. Klasifikasi mampu membantu sistem rekomendasi dalam mengelompokkan informasi *game* tersebut ke berbagai kategori. Tujuan penelitian ini adalah membandingkan hasil rekomendasi dan waktu proses dari sebuah sistem rekomendasi *game* dengan klasifikasi dan tanpa klasifikasi. Metode sistem rekomendasi yang digunakan adalah *content-based filtering* dengan membandingkan sebuah *keyword* dengan deskripsi *game*. Untuk klasifikasinya, menggunakan klasifikasi multilabel dengan menggunakan model LSTM. Data yang digunakan adalah data *game* dari platform STEAM. *Game-game* tersebut akan diklasifikasi menurut genrenya menggunakan model LSTM. Hasilnya, pada sistem rekomendasi *Content-Based Filtering* tanpa klasifikasi menghasilkan rata-rata *average precision* sebesar 60%, dengan rata-rata waktu proses 9,72 detik, sedangkan sistem rekomendasi *content-based filtering* dengan klasifikasi menghasilkan rata-rata *average precision* sebesar 55%, dengan rata-rata waktu proses 2 detik.

Kata Kunci: *Game*; Sistem rekomendasi; *Content-Based Filtering*; klasifikasi multilabel; *Long Short Term Memory*;

Abstract - Information about games will continue to grow as technology develops. Information that is too fast to develop and be accepted by ordinary people then becomes overloaded. One solution to this problem is a recommendation system. However, due to the ever-increasing information, the recommendation system process time is longer. Classification can help the recommendation system in grouping the game information into various categories. The purpose of this study is to compare the recommendation results and processing time of a game recommendation system with classification and without classification. The recommendation system method used is *content-based filtering* by comparing a keyword with a game description. For its classification, it uses multilabel classification using the LSTM model. The data used is game data from the STEAM platform. The games will be classified according to their genre using the LSTM model. As a result, the unclassified *content-based filtering* recommendation system resulted in an average precision of 60%, with an average processing time of 9.72 seconds, while *Content-Based Filtering* recommendation system with classification produces an average precision of 55%, with an average processing time of 2 seconds.

Keywords: *Game*; Recommendation System; *Content-Based Filtering*; Multilabel Classification; *Long Short Term Memory*;

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).



1. PENDAHULUAN (huruf besar, 10pt, tebal)

Permainan *game* digital selalu mengalami perkembangan mengikuti perkembangan zaman. Saat ini telah banyak *game* yang telah dibuat oleh para developer-developer *game* baik yang ternama hingga yang baru memulai. Industri *game* pada masa ini memang menjanjikan. Apalagi bagi mereka yang berkecimpung di dunia *game* kompetitif, tentu

keuntungan yang didapat pun besar. *Game* apabila ditafsirkan dari bahasa Inggris berarti permainan. Dengan adanya teknologi, *game* dapat ditafsirkan lebih luas lagi. Istilah *game* sekarang menjadi permainan yang diprogram pada suatu perlengkapan yang bisa dijalankan secara offline maupun *online*. Survei Jakpat bertajuk Indonesia *Mobile Habit Trend* 2020 menemukan bahwa lebih dari 65 persen responden memilih bermain *games* sebagai alternatif hiburan utama yang mereka lakukan di kala pandemi. Dikutip dari <https://newzoo.com/resources/trend-reports/newzoo-global-games-market-report-2020-free-version> pada tahun 2020, laporan *Global Market Games Reports* yang diterbitkan Newzoo, sebuah perusahaan riset pasar dan konsultan bisnis game dan *E-Sports* (olahraga elektronik), menyebut Indonesia sebagai salah satu negara terbesar pengguna games di pasar Asia Tenggara.

Yang menjadi permasalahan terhadap perkembangan *game* yang sangat cepat ini adalah informasi yang diterima orang awam terlalu berlebihan hingga *overload*. Sehingga mereka merasa bingung mau memainkan *game* dari mana terlebih dahulu. Bukan hanya orang awam saja, orang yang sudah terjun jauh ke dunia *game* pun seringkali jenuh memainkan suatu *game* dan kebingungan mau memainkan yang mana lagi. Dikutip dari www.gamespot.com pada tahun 2022 saja sudah lebih dari 150 *game* yang dirilis. Dan memiliki kemungkinan untuk terus bertambah dari tahun ke tahun akibat dari kemajuan teknologi dan permintaan terhadap *game* yang cukup tinggi. Salah satu solusi adalah menggunakan sistem rekomendasi.

Salah satu metode sistem rekomendasi adalah *content-based filtering*. *Content-based filtering* berkerja dengan menggunakan sejumlah data di masa lampau. Data ini berupa informasi dari pengguna. Data yang digunakan akan terus menerus bertambah seiring perilaku pengguna sehingga ukuran dari data akan terus membengkak. Karena banyaknya data yang ada, dapat menyebabkan semakin lamanya waktu proses dalam sistem rekomendasi. Salah satu alternatif yang bisa dilakukan untuk mereduksi data dan mengoptimalkan waktu proses adalah dengan dilakukannya klasifikasi.

Beberapa penelitian sistem rekomendasi yang menerapkan klasifikasi telah dilakukan. Rismala menerapkan klasifikasi pada sistem rekomendasi menggunakan algoritma genetika menghasilkan rata-rata waktu proses sebesar 6,04 detik dengan rata-rata akurasi sebesar 72,80% [1]. Penelitian Muliawan mengenai sistem rekomendasi dengan *content-based filtering* menggunakan *K-Nearest Neighbor* dan *Haversine Formula* menghasilkan rata-rata *similarity* sebesar 84,50% [2].

LSTM (*Long Short Term Memory*) adalah modifikasi dari RNN (*Recurrent Neural Network*) yang telah terbukti efektif dalam berbagai tugas, termasuk analisis teks dan prediksi [3]. Penelitian menggunakan LSTM untuk klasifikasi teks telah berhasil dilakukan oleh Zhou dan Pakpahan [4][5]. Demikian pula, penelitian oleh Fajri dalam klasifikasi nama paket pengadaan menggunakan LSTM mencapai akurasi sekitar 90,25% [6]. Penelitian sistem rekomendasi menggunakan RNN dan LSTM juga telah berhasil dilakukan [7][8]. Dalam penelitian yang dilakukan oleh Hu dan Albatayha, LSTM juga terbukti dapat digunakan dalam klasifikasi multilabel [9][10]. Dari penelitian-penelitian tersebut, terlihat bahwa metode klasifikasi dan LSTM dapat digunakan untuk meningkatkan unjuk kerja sistem rekomendasi.

Penelitian ini bertujuan melakukan pendekatan sistem rekomendasi *game* yang menggabungkan *content-based filtering* dan teknik klasifikasi multilabel dengan LSTM. Klasifikasi multilabel memungkinkan setiap *game* untuk dikategorikan ke dalam beberapa label yang berbeda, sejalan dengan sifat kompleks game yang sering memiliki banyak aspek dan karakteristik yang berbeda. LSTM diterapkan sebagai metode klasifikasi yang membantu mempersempit area pencarian kesamaan. Dengan demikian, waktu proses dalam sistem rekomendasi dapat dioptimalkan.

2. METODE PENELITIAN

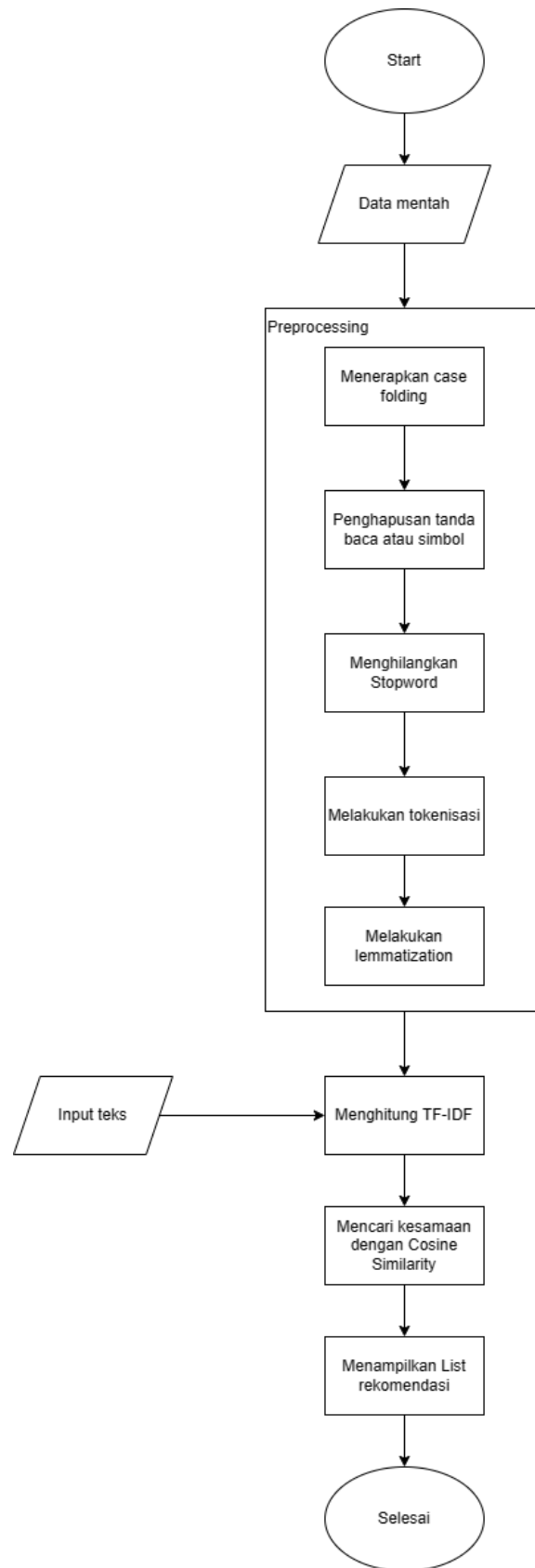
Pada penelitian ini akan menggunakan dua skenario penelitian. Skenario pertama menggunakan sistem rekomendasi *game content-based filtering* tanpa klasifikasi LSTM. Gambar 1 merupakan alur skenario penelitian pertama. Skenario kedua menggunakan sistem rekomendasi *game content-based filtering* dengan klasifikasi LSTM. Alur skenario penelitian kedua disajikan pada Gambar 2.

2.1. PENGUMPULAN DATA

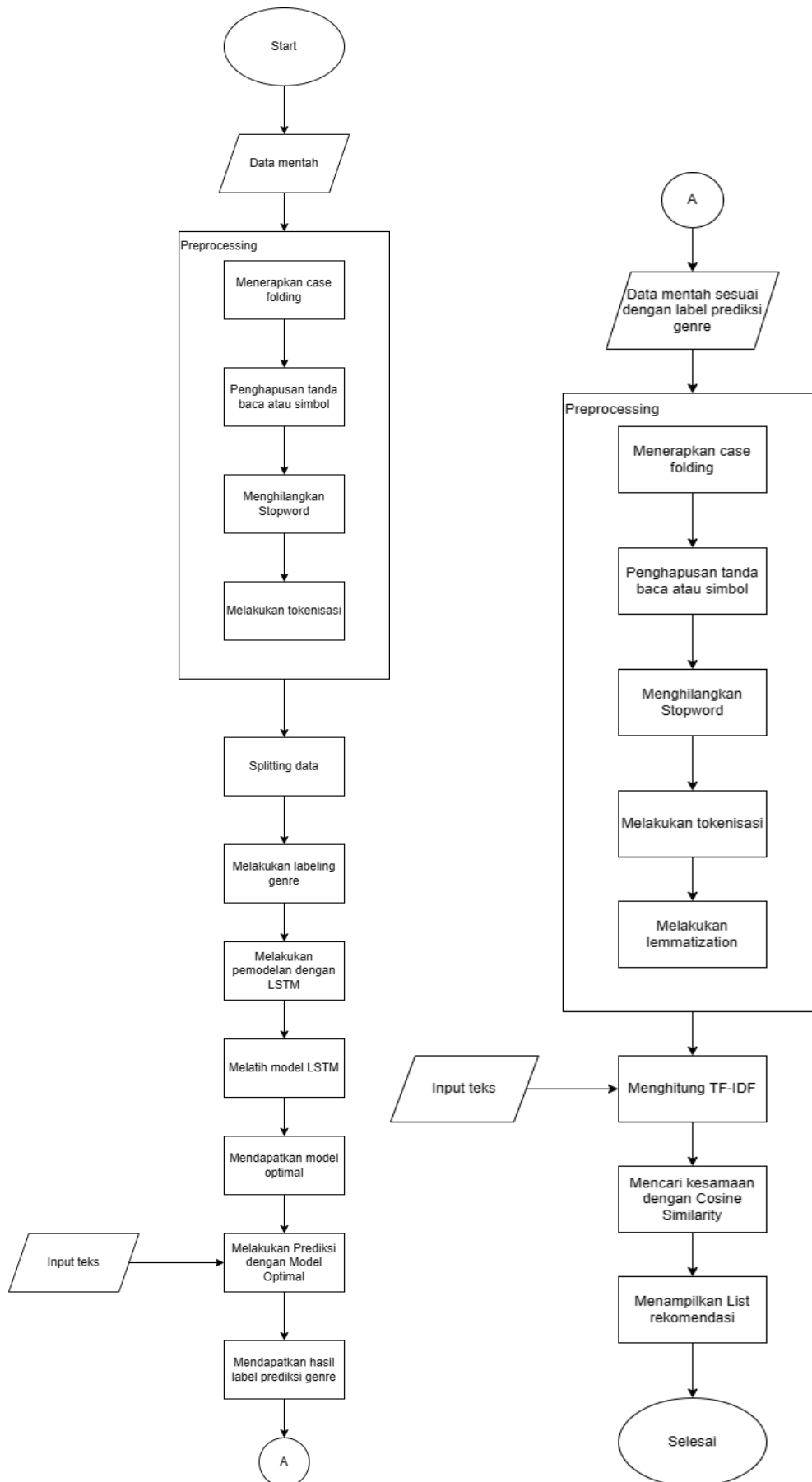
Penelitian ini menggunakan data rincian *game* dari platform *STEAM*. Data tersebut sudah tersedia dan diunduh dari situs *kaggle* yang berjumlah 51.921 data, namun hanya akan digunakan sejumlah 3000 karena keterbatasan *hardware*. Data tersebut bisa diakses melalui link <https://www.kaggle.com/datasets/trolovich/steam-Games-complete-dataset>.

2.2. PREPROCESSING

Terdapat beberapa tahap preprocessing yang digunakan dalam penelitian ini yang dapat dilihat pada Gambar 1 dan Gambar 2, yaitu *case folding* untuk mengubah kalimat menjadi huruf kecil, penghapusan tanda baca dan simbol, penghapusan stopword untuk menghapus kata yang tidak perlu atau tidak bermakna, tokenisasi untuk mengubah kalimat menjadi pecahan kata, dan *lemmatization* untuk mengubah suatu kata ke kata dasar.



Gambar 1 Alur Penelitian Skenario Pertama



Gambar 2 Alur Penelitian Skenario Kedua

2.3. SPLITTING DATA

Pembagian data akan dilakukan pada skenario penelitian ke dua setelah preprocessing. Data akan dibagi menjadi data training dan testing dengan perbandingan 70:30.

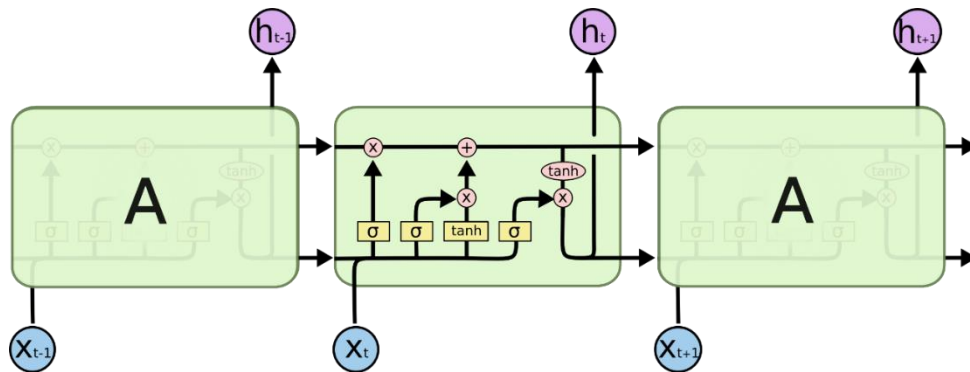
2.4. PEMODELAN

Pemodelan skenario pertama menggunakan pembobotan *TF-IDF* pada persamaan 1 [11]. Pada persamaan 1, W_{ij} adalah bobot kata ke- i pada dokumen ke- j , tf_{ij} adalah jumlah kata ke- i pada dokumen ke- j , N adalah jumlah dokumen dan df_i adalah jumlah dokumen yang mengandung kata ke- i . Untuk menghitung kemiripan dokumen menggunakan *cosine similarity* pada persamaan 2 [12], $CosSim(q, d_j)$ adalah *cosine similarity* antara *query* dan dokumen ke- j , W_{iq} adalah bobot kata ke- i dalam *query* dan W_{ij} adalah bobot kata- i dalam dokumen ke- j . Untuk sistem rekomendasi *content-based filtering* akan diujicobakan dengan menggunakan *keyword*. *Keyword* tersebut kemudian akan masuk dalam perhitungan *TF-IDF* dan *cosine similarity* untuk kemudian dimunculkan hasil rekomendasinya.

$$W_{ij} = tf_{ij} \times \log \frac{(N+1)}{(df_i+1)} + 1 \quad (1)$$

$$CosSim(q, d_j) = \frac{\sum W_{iq} \cdot W_{ij}}{\sqrt{\sum (W_{iq})^2 \cdot \sum (W_{ij})^2}} \quad (2)$$

Long Short Term Memory atau disingkat LSTM adalah sebuah modifikasi dari RNN yang mana memiliki *memory cell* yang memungkinkan dapat menyimpan informasi dalam jangka waktu yang lama. Berikut adalah ilustrasi LSTM yang disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3 Ilustrasi LSTM

Pemodelan skenario kedua menggunakan klasifikasi multilabel LSTM yang kemudian hasil modelnya akan digunakan pada sistem rekomendasi menggunakan *TF-IDF* dan *Cosine Similarity*.

2.5. PENGUJIAN

Dalam pengujian model LSTM menggunakan beberapa skenario yang akan dicobakan dalam penelitian. Pelatihan model akan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* karena output merupakan bilangan *biner* 0 dan 1 dan fungsi *loss binary crossentropy*. *Neuron* yang akan dicoba mulai dari 50, 100, dan 150. Kemudian menguji dengan *neuron* sebanyak 128. *Output layer* berjumlah 12 menyesuaikan jumlah genre game pada dataset. Semua model akan diuji dengan *epoch* sebanyak 4000 dan menggunakan *early stopping*. Ringkasan skenario pengujian LSTM dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Skenario Pengujian LSTM

Jenis layer	Jumlah <i>neuron</i> skenario 1	Jumlah <i>neuron</i> skenario 2	Jumlah <i>neuron</i> skenario 3	Jumlah <i>neuron</i> skenario 4
<i>Embedding</i>	100	100	100	100
<i>Spatialdropout</i>	100	100	100	100
LSTM	50	100	150	128
<i>Output</i>	12	12	12	12

Untuk menguji relevansi terhadap sistem rekomendasi, dilakukan suatu kuisioner untuk melihat seberapa baik sistem rekomendasi yang dihasilkan dalam melakukan pemeringkatan sesuai *keyword* dari *user*. *User* yang dimaksud adalah responden yang memiliki pengalaman bermain *game* dari berbagai *genre* minimal 1 tahun. Masing-masing dari *user* akan mengisi *keyword* sesuai kebutuhan dan memberi tanda yang menandakan sesuai atau tidak dengan *keyword* pada setiap *game* yang ada pada data yang digunakan. Nantinya dalam evaluasi akan digunakan *average precision* untuk melihat relevansinya, dan menggunakan grafik interpolasi 11 titik *Recall Precision* untuk membandingkan sistem rekomendasi mana yang lebih baik unjuk kerjanya serta akan dilihat perbandingan rata-rata waktu prosesnya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap pertama dilakukan implementasi skenario pertama yaitu sistem rekomendasi *content-based filtering* dengan algoritma *TF-IDF*. Gambar 4 menunjukkan hasil rekomendasi dari *keyword* yang telah diinputkan.

	name \
2425	Mansions of Madness
1166	Realms of Magic
2416	Crystalline
87	Fantasy Grounds
465	Magicka
367	FINAL FANTASY XIV Online
48	The Witcher: Enhanced Edition Director's Cut
1595	Sword Art Online Re: Hollow Fragment
2013	Tzar: The Burden of the Crown
883	Dragon Saga
	genre
2425	Adventure,Strategy
1166	Action,Adventure,Indie,RPG,Early Access
2416	Action,Adventure,Indie,RPG,Simulation
87	Indie,RPG,Strategy
465	Action,RPG
367	Massively Multiplayer,RPG
48	Action,RPG
1595	RPG
2013	Strategy
883	Action,Adventure,Casual,Free to Play,Massively...

Gambar 4 Hasil Rekomendasi Tanpa Klasifikasi Multilabel LSTM

Untuk menguji relevansi pada sistem rekomendasi, dilakukan pendataan ke beberapa responden dengan menggunakan data *game* pada sistem rekomendasi. Hasil *average precision* dan waktu proses sistem rekomendasi tanpa klasifikasi multilabel LSTM untuk setiap responden dengan *keyword* nya disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Average Precision* dan Waktu Proses Sistem Rekomendasi Tanpa Klasifikasi Multilabel LSTM

User	Keyword	Average precision (%)	Waktu proses (detik)
User 1	Single player, shooter, gun	64	14
User 2	Open world role play	51	11
User 3	Role play action	50	5,9
User 4	Open world games	75	8
Rata-rata		60	9,72

Lalu tahap kedua dilakukan implementasi skenario penelitian kedua yaitu sistem rekomendasi *Content-Based Filtering TF-IDF* dengan menerapkan klasifikasi multilabel menggunakan LSTM. Mula-mula dilakukan klasifikasi multilabel dengan empat skenario pengujian LSTM yang telah ditentukan. Hasil dari masing-masing *training* model empat skenario ini disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Training Model LSTM*

Percobaan	Val_accuracy tertinggi (%)
Skenario 1	39,95
Skenario 2	41,57
Skenario 3	44,57
Skenario 4	48,10

Dari hasil training model LSTM, didapatkan model skenario 4 sebagai model paling optimal yang kemudian digunakan untuk memprediksi *genre* dengan menggunakan *keyword* yang akan digunakan pada sistem rekomendasi. Contoh hasil prediksi *genre* disajikan pada Gambar 5.

```
1/1 [=====] - 0s 139ms/step
[1. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
...
['Action', 'Adventure']
```

Gambar 5 Hasil Prediksi *Genre* Menggunakan *Keyword*

Dari hasil prediksi *genre*, *genre* tersebut digunakan untuk memfilter data pada sistem rekomendasi untuk mempersempit ruang pencarian. Kemudian dilakukan rekomendasi dengan sistem rekomendasi *content-based filtering TF-IDF*. Hasil rekomendasi dan waktu proses ini disajikan pada Gambar 6.

```

name \
729      Realms of Magic
1575     Mansions of Madness
1569     Crystalline
294      Magicka
35       The Witcher: Enhanced Edition Director's Cut
550      Dragon Saga
1008     Legend Of Mercy 神医魔导
1034     Deck of Ashes
245      Abandon Ship
1015     Winds of Change

genre
729      Action,Adventure,Indie,RPG,Early Access
1575     Adventure,Strategy
1569     Action,Adventure,Indie,RPG,Simulation
294      Action,RPG
35       Action,RPG
550      Action,Adventure,Casual,Free to Play,Massively...
1008     Adventure,Indie,RPG
1034     Adventure,Indie,RPG,Strategy,Early Access
245      Adventure,Indie,Strategy,Early Access
1015     Adventure,Indie,RPG,Early Access
1.8061461840006814 detik
```

Gambar 6 Hasil Rekomendasi Dengan Klasifikasi Multilabel LSTM

Untuk menguji relevansi pada sistem rekomendasi, dilakukan pendataan ke beberapa responden dengan menggunakan data *game* pada sistem rekomendasi. Hasil average precision dan waktu proses sistem rekomendasi dengan klasifikasi multilabel LSTM untuk setiap responden dengan keywordnya disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Average Precision* dan Waktu Proses Sistem Rekomendasi Dengan Klasifikasi multilabel LSTM

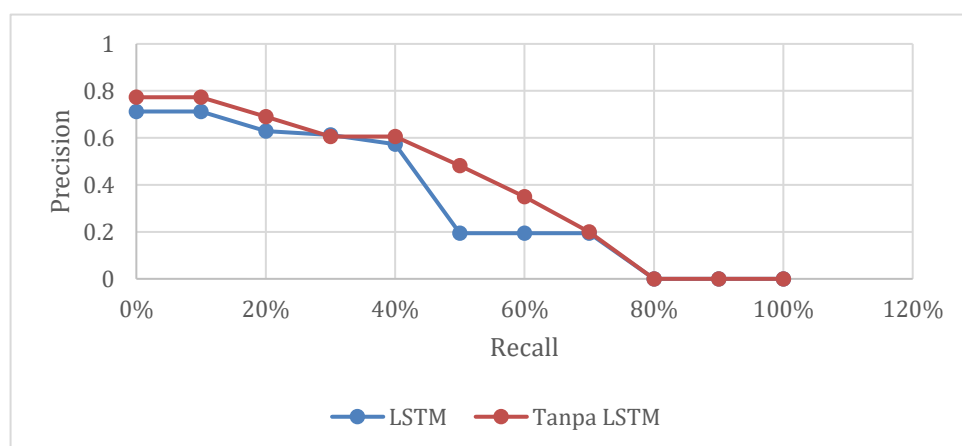
User	Keyword	Average precision (%)	Waktu proses (detik)
User 1	Single Player, shooter, gun	64	2,3
User 2	Open world role play	49	1,9
User 3	Role play action	45	2,0
User 4	Open world games	67	1,8
Rata-rata		55	2,0

Dari detail perbandingan *average precision* yang disajikan pada Tabel 5., sistem rekomendasi *content based filtering TF-IDF* tanpa klasifikasi multilabel LSTM dinilai lebih baik dalam menghasilkan rekomendasi dibandingkan dengan yang menggunakan klasifikasi multilabel LSTM. Berdasarkan rata-rata nilai *average precision*, sistem rekomendasi *content based filtering TF-IDF* tanpa klasifikasi LSTM mampu menghasilkan nilai rata-rata yang lebih tinggi diangka 0,6 atau 60%, sementara dengan klasifikasi LSTM di angka 0,55 atau 55%.

Tabel 5. Hasil Perbandingan Average Precision Sitem Rekomendasi Tanpa dan Dengan Klasifikasi Multilabel LSTM

User	Average precision tanpa klasifikasi multilabel LSTM (%)	Average precision dengan klasifikasi multilabel LSTM (%)
User 1	64	64
User 2	51	49
User 3	50	45
User 4	75	67
Rata-rata	60	55

Perbandingan grafik rata-rata interpolasi 11 titik *Recall Precision* untuk sistem rekomendasi tanpa dan dengan klasifikasi multilabel LSTM disajikan pada Gambar 7. Dari grafik ini terlihat bahwa sistem rekomendasi tanpa klasifikasi multilabel LSTM lebih baik dari sistem rekomendasi dengan klasifikasi multilabel LSTM.



Gambar 7 Perbandingan Grafik Rata-rata Interpolasi 11 titik *Recall Precision* untuk Sistem Rekomendasi Tanpa dan dengan Klasifikasi Multilabel LSTM

Namun sistem rekomendasi *content based filtering* dengan klasifikasi LSTM mampu menghasilkan rata-rata waktu proses yang lebih singkat seperti yang tersaji pada Tabel 6. Pada Tabel 6. dapat dilihat bahwa sistem rekomendasi *content based filtering* dengan klasifikasi LSTM mampu menghasilkan rata-rata waktu proses yang lebih singkat di angka 2 detik sementara pada sistem rekomendasi tanpa LSTM rata-rata waktu prosesnya lebih lama di angka 9,72 detik dengan selisih perbedaan sekitar 7,72 detik.

Tabel 6. Hasil Perbandingan Waktu Proses Sitem Rekomendasi Tanpa dan Dengan Klasifikasi Multilabel LSTM

<i>User</i>	Sistem rekomendasi <i>TF IDF</i> (detik)	Sistem rekomendasi <i>TF IDF</i> dengan klasifikasi multilabel LSTM (detik)
<i>User 1</i>	14	2,3
<i>User 2</i>	11	1,9
<i>User 3</i>	5,9	2
<i>User 4</i>	8	1,8
Rata-rata	9,72	2

Sehingga dapat disimpulkan bahwa dengan adanya klasifikasi multilabel LSTM dapat mempercepat waktu proses dari sebuah sistem rekomendasi *content based filtering*. Hal ini karena dengan klasifikasi multilabel LSTM dapat memprediksi satu atau lebih genre dari keyword yang diinputkan, genre-genre ini kemudian digunakan untuk memfilter data pada sistem rekomendasi untuk mempersempit ruang pencarian sehingga proses pencarian menjadi lebih cepat.

4. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan dan dari analisis terkait hasil dari penelitian, berdasarkan perbandingan grafik 11 titik recall precision dan rata-rata *average precision*, sistem rekomendasi tanpa klasifikasi memiliki hasil yang lebih baik dibanding yang menggunakan klasifikasi LSTM. Hasil rata-rata *average precision* yang diperoleh sistem rekomendasi tanpa klasifikasi sebesar 60%. Semetara hasil rata-rata *average precision* sistem rekomendasi dengan klasifikasi multilabel LSTM sebesar 55%.

Waktu proses sistem rekomendasi ini bisa dipersingkat dengan melakukan klasifikasi multilabel dengan LSTM. dengan rata-rata waktu yang dibutuhkan adalah 2 detik, lebih cepat dibanding sistem rekomendasi tanpa klasifikasi dengan rata-rata waktu proses 9,72 detik. Meskipun memiliki nilai *average precision* lebih rendah, sistem rekomendasi yang menggunakan klasifikasi multilabel LSTM ini mampu memberikan waktu proses yang lebih cepat dengan selisih sekitar 7,72 detik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Rismala and M. D. Sulistiyo, "Penerapan Teknik Klasifikasi pada Sistem Rekomendasi Menggunakan Algoritma Genetika," Jurnal Ilmiah Teknologi Infomasi Terapan (JITTER), vol. 2, no. 3, 2016.
- [2] A. Muliawan, T. Badriyah, and I. Syarif, "Membangun Sistem Rekomendasi Hotel dengan Content Based Filtering Menggunakan K-Nearest Neighbor dan Haversine Formula," Technomedia Journal, vol. 7, no. 2 October, pp. 231–247, 2022.
- [3] I. Sutskever, J. Martens, and G. E. Hinton, "Generating text with recurrent neural networks," in Proceedings of the 28th international conference on machine learning (ICML-11), 2011, pp. 1017–1024.
- [4] C. Zhou, C. Sun, Z. Liu, and F. Lau, "A C-LSTM neural network for text classification," arXiv preprint arXiv:1511.08630, 2015.
- [5] I. Pakpahan and J. Pardede, "Analisis Sentimen Penanganan Covid-19 Menggunakan Metode Long Short-Term Memory Pada Media Sosial Twitter," Jurnal Publikasi Teknik Informatika, vol. 2, no. 1, pp. 12–25, 2023.
- [6] F. N. Fajri and S. Syaiful, "Klasifikasi Nama Paket Pengadaan Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM) Pada Data Pengadaan," Building of Informatics, Technology and Science (BITS), vol. 4, no. 3, pp. 1625–1633, 2022.
- [7] A. A. S. Gunawan and D. Suhartono, "Music recommender system based on genre using convolutional recurrent neural networks," Procedia Computer Science, vol. 157, pp. 99–109, 2019.
- [8] B. Khufa, C. Fatichah, and D. Purwitasari, "Sistem Rekomendasi pada Forum Kesehatan dengan Peningkatan Pertanyaan Serupa Menggunakan Pendekatan Deep Learning," The Journal on Machine Learning and Computational Intelligence (JMLCI), vol. 1, no. 1, 2021.
- [9] J. Hu, X. Kang, S. Nishide, and F. Ren, "Text multi-label sentiment analysis based on Bi-LSTM," in 2019 IEEE 6th International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems (CCIS), IEEE, 2019, pp. 16–20.
- [10] D. AlBatayha, "Multi-topic labelling classification based on LSTM," in 2021 12th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS), IEEE, 2021, pp. 471–474.
- [11] S. Jansen, Hands-On Machine Learning for Algorithmic Trading: Design and implement investment strategies based on smart algorithms that learn from data using Python. Packt Publishing Ltd, 2018.
- [12] D. L. Lee, H. Chuang, and K. Seamons, "Document ranking and the vector-space model," IEEE software, vol. 14, no. 2, pp. 67–75, 1997.