

Analisis Sentimen Tournament Bali Major Dengan Metode Long Short Term Memory

Oleh:

Izhari Alwansyah, Garno Garno, Agung Susilo Yuda Irawan

Universitas Singaperbangsa Karawang, Indonesia

Email: izhari.alwansyah17120@student.unsika.ac.id

Abstract

Along with the growth of technological advances and the high availability of electronic devices, the video game industry has increased rapidly because people can play video games on computers, laptops, tablet PCs, consoles or smartphones. One of the popular games that are widely played is Dota 2. The number of players and competition in this game created an electronic sport or what is often called esports. One of the big tournaments that has been held is the Bali Major tournament in Indonesia. However, unfortunately this competition received various criticisms from the public, many felt disappointed because this big tournament was not worth the ticket price set. So this has led to various public sentiments through social media. Analyzing the sentiment of twitter users towards the opinion of the Bali Major tournament itself can be an option. Therefore, this research conducted a sentiment analysis of public opinion on the Bali Major tournament as an evaluation of the next tournament. Based on research that has been conducted using 1257 tweet data as a dataset, the LSTM algorithm can perform sentiment classification with the best model getting an accuracy value of 80% and f1-score 80%. This research proves that by applying sentiment analysis techniques, information about positive and negative public sentiment is obtained as evaluation material that needs to be done to optimize technical constraints and services provided.

Keywords: Bali Major, Sentimen Analysis, GloVe, Twitter, Long Short-Term Memory

A. Pendahuluan

Pada saat ini perkembangan teknologi berkembang dengan pesat dimana hal ini menjadi peran pendukung kebutuhan manusia. Dengan adanya ketersediaan perangkat elektronik yang tinggi dan didukung dengan akses internet industri *video game* dapat menghubungkan seluruh pemain di belahan dunia untuk bermain bersama atau sering disebut *multiplayer*, dengan berbagai macam kategori *game* yang telah ada. Seperti kategori *action, strategy, fighting, adventure, MOBA*, dan berbagai macam kategori lainnya.

Dengan banyaknya kategori *video game* yang dikompetisikan, salah satu yang populer dan banyak peminatnya adalah *video game* dengan kategori

MOBA (*Multiplayer Online Battle Arena*) yaitu Dota 2. Dota 2 merupakan salah satu *game* MOBA populer di dunia, tercatat bahwa *video game* ini memiliki jumlah rata-rata 450.000 *unique player* setiap bulannya sejak bulan Oktober 2021¹. Pada bulan Juni 2023 Dota 2 memiliki rata-rata 421.336 *unique player* dan puncaknya sampai 679.525 *player*.

Dengan banyaknya *player* di dunia, Dota 2 menyediakan kompetisi aktif untuk pemain profesional pada turnamen yang terjadwal dan berbagai liga yang diselenggarakan oleh Valve dengan hadiah total hingga jutaan dollar AS. Salah satu turnamen besar yang telah diselenggarakan adalah turnamen Bali Major di Indonesia. Bali Major merupakan turnamen dengan skala major pertama di Indonesia yang diselenggarakan di Bali tepatnya di Ayana *Ressort* oleh IO *Esport* dan Epulze sebagai EO penanggung jawab. Kompetisi ini diikuti oleh 18 tim ternama dari berbagai belahan dunia yang bertanding pada kompetisi ini dengan total hadiah sebesar \$500,000. Namun, sayangnya kompetisi ini mendapat berbagai kritikan dari publik, banyak yang merasa kecewa karena *tournament* besar ini tidak sebanding dengan harga tiket yang ditetapkan. Sehingga hal ini menimbulkan berbagai sentimen publik melalui media sosial. Manfaat yang diberikan dari mengetahui sentimen-sentimen tersebut bersifat positif atau negatif yaitu membantu *event organizer* mengetahui dasar pemahaman tentang seluk beluk permainan dari mulai pembuatan, pengembangan, pemasaran bisnis *game e-sports*².

Salah satu media sosial yang digunakan untuk menampung opini publik secara bebas dan yang paling besar adalah *Twitter* Media sosial *twitter* berisi sejumlah besar data sentimen dalam bentuk tekstual melalui cuitan penggunaanya yang berguna untuk mengidentifikasi sentimen atau opini seseorang tentang hal tertentu³. Analisis sentimen atau *opinion mining* adalah studi komputasional dari opini-opini orang, sentimen, dan emosi melalui entitas dan atribut yang dimiliki yang diekspresikan dalam bentuk teks⁴.

¹ Lyu, Sihua, Nan Zhao, Yichuan Zhang, Wenwen Chen, Haiyan Zhou, and Tingshao Zhu. 2022. "Predicting Risk Propensity Through Player Behavior in DOTA 2: A Cross-Sectional Study." *Frontiers in Psychology* 1-10

² Ardianto, Rian, Tri Rivanie, Yuris Alkhalifi, Fitra Septia Nugraha, and Windu Gata. 2020. "Sentiment Analysis on E-sports for Education Curriculum Using Naive Bayes and Support Vector Machine". *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi (Journal of Computer Science and Information)* 109-121.

³ Kawade, Dipak R, and Kavita S Oza. 2017. "Sentiment Analysis: Machine Learning." *International Journal of Engineering and Technology (IJET)* 9: 2183-2186.

⁴ Liu, Bing. 2012. "Sentiment Analysis and Opinion Mining." *Synthesis Lectures on Human Language Technologies* 1-167.

B. Pembahasan

1. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan sebuah proses tentang memahami suatu data lalu mengolahnya secara otomatis untuk mendapatkan informasi sentimen yang terkandung dalam suatu kalimat opini. Analisis sentimen dilakukan dengan penggalan opini atau sentimen terhadap suatu teks dan memungkinkan untuk memprediksi peluang terkait hasil analisis⁵.

2. Bali Major

Gambar 1. Logo Bali Major



Gambar 1 menampilkan logo Bali Major, Bali Major adalah salah satu *event* major yang disponsori oleh Valve setelah Lima Major dan Berlin Major dan merupakan event major terakhir pada tahun 2023. Indonesia terpilih menjadi tuan rumah dimana event ini diselenggarakan di kota Bali⁶.

3. Twitter

Tweet atau kicauan adalah istilah yang kerap digunakan pengguna *twitter* dalam membuat tulisan ataupun status yang berisi 280 karakter yang akan di posting untuk mengutarakan bermacam komentar ataupun opini terhadap suatu produk, layanan, kebijakan atau perihal lainnya. Sebuah *tweet* yang telah diposting dapat diperkuat melalui balas pesan (*reply*), suka (*like*), dan *retweet* untuk pengguna membagikan pesan kepada orang lain (*share*) yang selanjutnya

⁵ Saraswati, Mediana, and Desti Rimirasih. 2020. " Analisis Sentimen Terhadap Pelayanan KRL Commurterline Berdasarkan Data Twitter Menggunakan Algoritma Bernoulli Naive Bayes." *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer* 225-237.

⁶ Clinton, Bill, and Reska K. Nistanto. 2023. *Bali Major Digelar Juni 2023, Turnamen Besar "Dota 2" Pertama di Indonesia*. 05 25. <https://tekno.kompas.com/read/2023/05/25/14000087/bali-major-digelar-juni-2023-turnamen-besar-dota-2-pertama-di-indonesia>.

dapat memperkuat pesan dengan membagikan kepada pengikut mereka (*followers*)⁷.

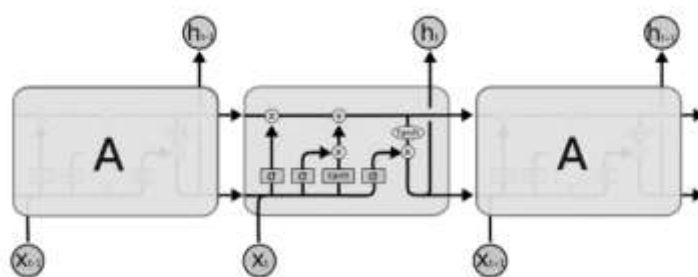
4. Word Embedding

Word Embedding merupakan representasi numerik dalam bentuk vektor dari sebuah teks. Kata-kata yang memiliki arti sama akan dipetakan ke dalam vektor dengan demikian akan memiliki representasi yang serupa. Representasi ini dapat mengidentifikasi hubungan antar kata, seperti sinonim, antonim. GloVe merupakan salah satu algoritma *extension* dari algoritma word2vec untuk mempelajari vektor kata secara efisien⁸.

5. Long Short Term Memory

Long Short-Term Memory(LSTM) adalah modifikasi dari salah satu *Recurrent Neural Network*. LSTM digunakan untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* memperkenalkan "memory" ke jaringan, yang mengarah pada retensi ketergantungan jangka panjang dalam struktur teks. LSTM dapat mengizinkan jaringan untuk mentransfer informasi dari langkah aktivasi sebelumnya, Hal ini yang sulit dicapai dengan menggunakan algoritma RNN⁹. LSTM memiliki struktur "gate" yang berfungsi seperti memori, memutuskan informasi apa yang akan dibuang atau dilupakan.

Gambar 2. Struktur LSTM



Langkah pertama adalah komponen *forget gate*(f_t) ,pada bagian ini *forget gate* bertanggung jawab menentukan informasi yang kurang dibutuhkan terhadap

⁷ Oltulu, Pembe , Abul Ala Syed Rifat Mannan, and Jerad M Gardner. 2018. "Effective use of Twitter and Facebook in pathology practice." *Human Pathology*, 73 128–143.

⁸ Kedia, Aman, and Mayank Rasu. 2020. *Hands-On Python Natural Language Processing: Explore tools and techniques to analyze and process text with a view to building real-world NLP applications*. Packt Publishing.

⁹ Bokka, Karthiek Reddy, Shubhangi Hora, Tanuj Jain, and Monicah Wambugu. 2019. *Deep Learning for Natural Language Processing*. Packt.

kasus yang harus dilupakan dari langkah sebelumnya menggunakan fungsi sigmoid.

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \tag{1}$$

Langkah berikutnya, informasi yang dibawa pada *forget gate* akan diolah oleh komponen input gate (i_t). Pada proses ini informasi melewati 2 lapisan yaitu fungsi sigmoid untuk memilah dan menentukan informasi tertentu yang akan diperbarui ke bagian *cell state* dengan aktivasi sigmoid

$$i_t = \sigma(w_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \tag{2}$$

Kemudian menggunakan fungsi aktivasi tanh untuk membentuk kandidat vektor baru yang akan ditambahkan pada bagian *cell state* \tilde{c}_t .

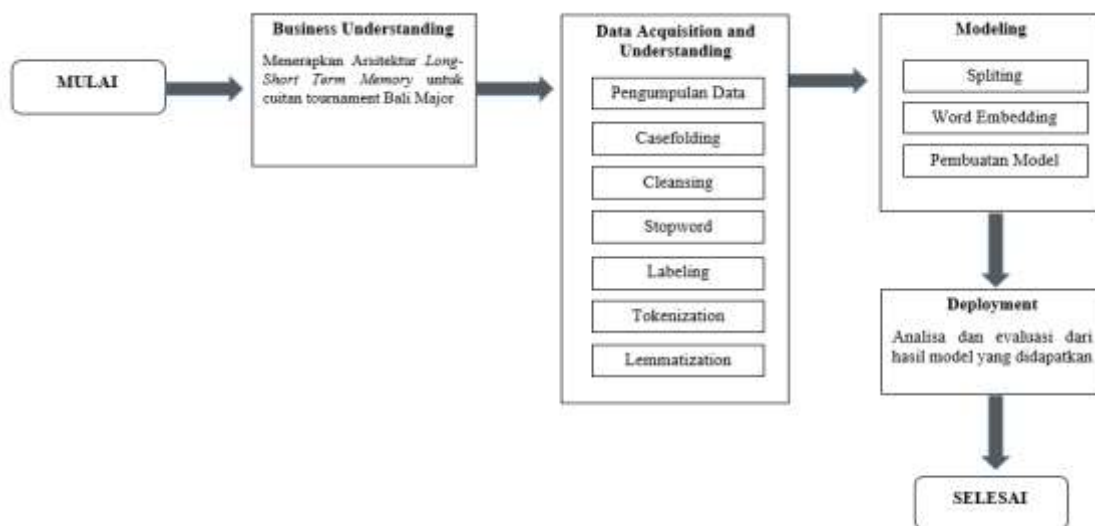
$$\tilde{c}_t = \tanh(w_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \tag{3}$$

Selanjutnya memperbarui nilai *cell state* yang lama c_{t-1} menjadi *cell state* yang baru c_t .

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \tilde{c}_t \tag{4}$$

6. Hasil Penelitian

Gambar 3. Alur Penelitian



Tahapan awal *data acquisition and understanding* melakukan pengumpulan data melalui media sosial *twitter* dengan menggunakan *library tweet harvest*. Data yang didapatkan berjumlah 1367 data yang berisi data cuitan pengguna twitter. Dari data yang berjumlah 1367 pada tahap pengumpulan data

kemudian tereduksi menjadi 1257 data dikarenakan terjadinya duplikasi data saat proses *crawling*. Tahap *preprocessing* dilakukan beberapa tahap untuk menghilangkan *noise* atau kerancuan data. Hasilnya sebagaimana akan dipaparkan dalam sebuah tabel dibawah ini.

Tabel 1. Hasil *preprocessing* pada dataset

created_at	id_str	full_text	username
Fri Jul 14 14:02:58 +0000 2023	1679853998453690000	so based on this info bali major organizer really fucked up	raymatp07
Fri Jul 14 07:01:05 +0000 2023	1679747828845800000	main stage host at the bali major you are a superstar my man	NaBoo_za
Fri Jul 14 02:14:59 +0000 2023	1679675830346330000	prob invest to stay rich and then do something useful like tackling the major plastic problem bali is facing by building proper facilities etc	jonas_wolfram
Fri Jun 23 10:10:52 +0000 2023	1672185447135730000	would love to fly and watch the bali major	wolfcasts
Tue Jun 20 13:00:00 +0000 2023	1671140845934760000	who else is hella hyped for the bali major	PinnacleDota2

Kemudian dilakukan *labeling* dataset dengan menggunakan *sentiment scoring* Vader (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*). Vader melakukan pengklasifikasian berbasis *lexicon* dan aturan, skor *compound* dihitung dengan menjumlahkan valensi setiap kata pada *lexicon* disesuaikan dengan aturan, kemudian dinormalisasi antara positif dan negatif. Hasil dari proses *labeling* terdapat sejumlah 603 sentimen positif dan 654 sentimen negatif. Berikut grafik hasil proses *labeling*

Gambar 4. Hasil proses *labeling*



Sebelum tahap *modelling* perlu dilakukan proses pemecahan kalimat menjadi per kata atau disebut dengan *tokenization*, hal tersebut menjadikan

setiap kata memiliki bilangan biner. Kemudian dilakukan proses *lemmatization* untuk mereduksi imbuhan dalam bahasa Inggris seperti -ed, -s, dan -ing menjadi bentuk dasarnya atau disebut juga *lemma*. Hasilnya sebagaimana akan dipaparkan dalam sebuah tabel dibawah ini.

Tabel 2. Hasil *tokenization* dan *lemmatization*

Sebelum tokenization dan lemmatization	Sesudah tokenization dan lemmatization
Bali major really exceed everyone expectation understand ticket price hope players got best hospitality	['bali', 'major', 'really', 'exceed', 'everyone', 'expectation', 'understand', 'ticket', 'price', 'hope', 'players', 'got', 'best', 'hospitality']

Dataset yang telah melewati proses *preprocessing*, selanjutnya akan dilakukan proses *split data* yang berguna untuk membagi data menjadi *train dataset* dan *test dataset* dengan melakukan percobaan sebanyak empat kali percobaan dengan perbandingan 60:40, 70:30, 80:20 dan 90:10 lalu akan dilakukan proses membandingkan 4 rasio tersebut untuk mencari evaluasi yang paling efektif.

Selanjutnya menerapkan fungsi word vector untuk merepresentasikan list vektor yang diurutkan menggunakan *word dictionary* dengan menggunakan GloVe sebagai *word embedding* nya. Token yang terdapat pada *word dictionary* maka akan memiliki vektor, list vektor dikembalikan nilainya dalam bentuk *numpy array*. Kemudian proses selanjutnya adalah menggeneralisasi *sequence length*.

Gambar 5. Proses menggeneralisasi *sequence length*

```

from copy import deepcopy

def pad_x(X, desired_sequence_length=35):
    X_copy = deepcopy(X)

    for i, x in enumerate(X):
        x_seq_len = x.shape[0]
        sequence_length_difference = desired_sequence_length - x_seq_len

        pad = np.zeros(shape=(sequence_length_difference, 100))

        X_copy[i] = np.concatenate([x, pad])

    return np.array(X_copy).astype(float)

```

Pada Gambar 4.6 membuat semua *message* memiliki *length* yang sama yaitu dengan *length* 35 dengan menambahkan *zero padding* sampai *length message* sama yaitu mencapai 35. Fungsi *enumerate* berguna untuk melakukan iterasi melalui urutan dan melacak indeks setiap elemen.

Tahapan selanjutnya konfigurasi model *Long Short-Term Memory* diperlukan sebelum melakukan proses *training*. Model yang digunakan yaitu menggunakan beberapa layer diantaranya, input layer dengan nilai shape 35 length dan 100 dimensi,

layer LSTM dengan neuron 128, *dropout* dengan nilai 0.2, layer *flatten* dan layer *dense* dengan fungsi aktivasi *sigmoid* sebagai *fully connected* yang akan memetakan output LSTM menjadi output 0 dan 1. *Optimizer* yang digunakan pada penelitian ini menggunakan *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0.0001.

Gambar 6. Model LSTM

```

model = Sequential([])
model.add(layers.Input(shape=(35, 100)))
model.add(layers.LSTM(128, return_sequences=True))
model.add(layers.Dropout(0.2))
model.add(layers.LSTM(128, return_sequences=True))
model.add(layers.Dropout(0.2))
model.add(layers.Flatten())
model.add(layers.Dense(1, activation='sigmoid'))

model.summary()

```

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 35, 128)	117248
dropout (Dropout)	(None, 35, 128)	0
lstm_1 (LSTM)	(None, 35, 128)	131584
dropout_1 (Dropout)	(None, 35, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 4480)	0
dense (Dense)	(None, 1)	4481

Total params: 253313 (989.50 KB)
 Trainable params: 253313 (989.50 KB)
 Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)

Hasil proses *training* sentimen *tweet* bali major dengan 4 rasio di algoritma LSTM dipaparkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil proses *training* model

Rasio Perbandingan	Akurasi
60:40	87.34%
70:30	87.56%
80:20	85.57%
90:10	88.05%

Setelah proses pemodelan selesai , langkah selanjutnya adalah proses *deployment* dengan menganalisa dan mengevaluasi model yang telah dibuat. Tujuan dilakukan evaluasi model untuk mengetahui model yang telah dibuat apakah bekerja dengan baik atau tidak. Setelah dilakukan pemodelan kemudian keluarlah hasil dari pemodelan yang akan ditunjukkan pada Tabel 4.

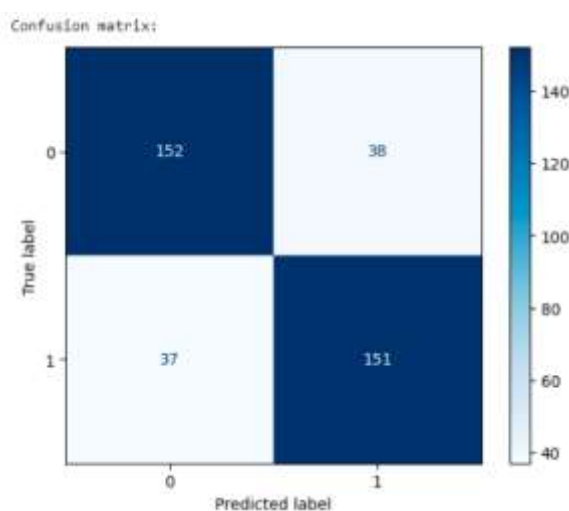
Tabel 4. Rangkuman hasil model

Rasio	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
60:40	0.7574	0.8008	0.7296	0.7635
70:30	0.8015	0.7989	0.8031	0.8010
80:20	0.8134	0.752	0.8545	0.7999
90:10	0.7777	0.7765	0.7849	0.7807

Berdasarkan hasil dari Tabel 4 nilai akurasi dari ke empat rasio tersebut nilainya tidak terlalu jauh. Model dengan performa terbaik yaitu model rasio 70:30 dengan nilai akurasi 80.15% dan *f1-score* 80.10%. Nilai *f1-score* merupakan nilai penting dalam penelitian karena diharapkan model dapat dinilai ideal secara keseluruhan dengan menandakan bahwa model tersebut dapat secara efektif mengidentifikasi kasus positif sekaligus meminimalkan positif palsu dan negatif palsu. dan gambar harus diberi nomor urut dalam seri terpisah.

Hasil klasifikasi tersebut didapatkan dengan penerjemahan pola pada *Confusion Matrix*, nilai evaluasi yang diambil dari model LSTM adalah nilai dengan akurasi tertinggi yaitu sebesar 80.15% dengan rasio 70:30.

Gambar 7. Confusion matrix 70:30



Keterangan:

1. Sejumlah 151 sentimen diprediksi positif dan aktualnya positif.
2. Sejumlah 38 sentimen diprediksi positif dan aktualnya negatif
3. Sejumlah 152 sentimen diprediksi negatif dan aktualnya negatif
4. Sejumlah 37 sentimen diprediksi negatif dan aktualnya positif

Dari hasil Gambar 4.10 diatas maka diterjemahkan menjadi perhitungan jumlah *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score*. Perhitungan dilakukan dengan sentimen “positif” sebagai *positive class* dan “negatif” sebagai *negative class*.

$$\text{Akurasi} = \frac{151+152}{151+38+152+37} \times 100\% = \frac{303}{378} \times 100\% = 80.15\%$$

$$\text{Precision} = \frac{151}{151+38} \times 100\% = \frac{151}{189} \times 100\% = 79.89\%$$

$$Recall = \frac{151}{151+37} \times 100\% = \frac{151}{188} \times 100\% = 80.31\%$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{79.89 \times 80.31}{79.89 + 80.31} \times 100\% = 2 \times \frac{6415.96}{160.2} \times 100\% = 80.10\%$$

C. Kesimpulan

Hasil penelitian Analisis Sentimen *Tournament* Bali Major Dengan Metode *Long Short-Term Memory* telah berhasil dilakukan dengan pengumpulan data cuitan *twitter* sebanyak 1369 data kemudian dilakukan tahapan *pre processing*, hasilnya menjadi 1257 data dengan sentimen positif sebesar 603 data dan sentimen negatif sebesar 654 data. Penerapan algoritma *Long Short Term Memory* yang digunakan sebagai model klasifikasi dinilai mampu melakukan sebuah prediksi nilai sentimen positif dan negatif terhadap sebuah teks yang dianalisis. Penggunaan algoritma *Long Short Term Memory* sebagai model klasifikasi sentimen memiliki hasil akurasi 80.15% dan *f1-score* 80.10%. Sejumlah 151 sentimen diprediksi positif dan aktualnya positif (*True Positive*) dan sejumlah 152 sentimen diprediksi negatif dan aktualnya negatif (*True Negative*). Saran untuk penelitian selanjutnya dataset yang digunakan bisa lebih banyak untuk mengatasi *overfitting* dan hasil klasifikasi semakin akurat dan Gunakan checkpoint saat melatih model. Checkpoint ini digunakan untuk menyimpan bobot terbaik dari model yang nantinya dapat digunakan kembali saat training.

Referensi

- Ardianto, Rian, Tri Rivanie, Yuris Alkhalifi, Fitra Septia Nugraha, and Windu Gata. 2020. " Sentiment Analysis on E-sports for Education Curriculum Using Naive Bayes and Support Vector Machine " *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi (Journal of Computer Science and Information)* 109-121.
- Bokka, Karthiek Reddy, Shubhangi Hora, Tanuj Jain, and Monicah Wambugu. 2019. *Deep Learning for Natural Language Processing*. Packt.
- Clinten, Bill, and Reska K. Nistanto. 2023. *Bali Major Digelar Juni 2023, Turnamen Besar "Dota 2" Pertama di Indonesia*. 05 25.
<https://tekno.kompas.com/read/2023/05/25/14000087/bali-major-digelar-juni-2023-turnamen-besar-dota-2-pertama-di-indonesia>.

- Kawade, Dipak R, and Kavita S Oza. 2017. "Sentiment Analysis: Machine Learning." *International Journal of Engineering and Technology (IJET)* 9: 2183-2186.
- Kedia, Aman, and Mayank Rasu. 2020. *Hands-On Python Natural Language Processing: Explore tools and techniques to analyze and process text with a view to building real-world NLP applications*. Packt Publishing.
- Khattak, Faiza Khan, Serena Jablee, Chloé Pou-Prom, Mohamed Abdalla, Christopher Meaney, and Frank Rudzicz. 2019. "A survey of word embeddings for clinical text." *Toronto: Journal of Biomedical Informatics: X*. 1-18.
- Liu, Bing. 2012. "Sentiment Analysis and Opinion Mining." *Synthesis Lectures on Human Language Technologies* 1-167.
- Lyu, Sihua, Nan Zhao, Yichuan Zhang, Wenwen Chen, Haiyan Zhou, and Tingshao Zhu. 2022. "Predicting Risk Propensity Through Player Behavior in DOTA 2: A Cross-Sectional Study." *Frontiers in Psychology* 1-10.
- Oltulu, Pembe , Abul Ala Syed Rifat Mannan, and Jerad M Gardner. 2018. "Effective use of Twitter and Facebook in pathology practice." *Human Pathology*, 73 128–143.
- Saraswati, Mediana, and Desti Rimirasih. 2020. " Analisis Sentimen Terhadap Pelayanan KRL Commuterline Berdasarkan Data Twitter Menggunakan Algoritma Bernoulli Naive Bayes." *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer* 225-237.