

ANALISIS SENTIMEN MENGGUNAKAN ARSITEKTUR *LONG SHORT-TERM MEMORY* (LSTM) TERHADAP FENOMENA *CITAYAM FASHION WEEK*

Laina Farsiah, Alim Misbullah, dan Husaini

Jurusan Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Syiah Kuala, Darussalam, Banda Aceh, Indonesia 23111
E-mail: lainafarsiah@unsyiah.ac.id, misbullah@unsyiah.ac.id,
husaini.muhammad@usk.ac.id

Abstract

Sentiment analysis of the text aims to recognize whether a text contains positive, negative, or neutral emotions. The results of the analysis can be used as a tool for making decisions on an issue. Recently, the Citayam Fashion Week event become an issue that is extremely debated in Indonesia, especially in July 2022 on social media. The issue has motivated us to do sentiment analysis for better making decisions. In our work, the dataset is collected from Indonesian people's tweets with the keywords Citayam Fashion Week. Furthermore, each tweet will be labeled with a positive, negative, or neutral class based on the Indonesian lexical. This research produces a model based on Long Short Term Memory (LSTM) structure to predict every Indonesian tweet into the category of positive, negative, or neutral sentiment related to public views and opinions about the Citayam Fashion Week phenomenon. The model accuracy shows that the LSTM obtained good performance which is 88%.

Keywords: *sentiment analysis, deep learning, LSTM, tweet, Citayam Fashion Week*

Abstrak

Analisis sentimen pada teks bertujuan untuk melihat sebuah teks mengandung emosi positif, negatif, atau netral. Hasil analisis dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk mengambil keputusan terhadap sebuah isu. Seperti fenomena *Citayam Fashion Week* yang ramai diperdebatkan di Indonesia, khususnya pada bulan Juli 2022, sangat dibutuhkan analisis sentimen terhadap fenomena tersebut. Dataset yang digunakan berasal dari twit masyarakat Indonesia dengan kata kunci *Citayam Fashion Week*. Selanjutnya, setiap twit akan dilabeli dengan kelas positif, negatif, atau netral berdasarkan leksikal bahasa Indonesia. Penelitian ini menghasilkan model yang dapat digunakan untuk memprediksi setiap twit bahasa Indonesia ke dalam kategori sentimen positif, negatif, atau netral terkait pandangan dan pendapat masyarakat tentang fenomena *Citayam Fashion Week*. Metode membangun model yang digunakan, yaitu *Long Short Term Memory* (LSTM). Akurasi model yang dihasilkan menggunakan LSTM cukup baik, yaitu sebesar 88%.

Kata Kunci: *analisis sentimen, deep learning, LSTM, twit, Citayam Fashion Week*

ANALISIS SENTIMEN MENGGUNAKAN ARSITEKTUR *LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)* TERHADAP FENOMENA *CITAYAM FASHION WEEK*

1. Pendahuluan

Fenomena *Citayam Fashion Week* pada bulan Juli 2022 sedang ramai diperbincangkan di Indonesia. *Citayam Fashion Week* merupakan aksi peragaan busana di *zebra cross* kawasan Dukuh Atas, Jakarta Pusat. Para remaja berlenggak-lenggok mengenakan busana-busana yang unik sambil menyeberangi jalan. Para remaja yang meramaikan *Citayam Fashion Week* berasal dari daerah penyangga Jakarta seperti Citayam, Bojong Gede, dan Depok.

Pro dan kontra banyak sekali terjadi terkait fenomena *Citayam Fashion Week*. Banyak yang mendukung *Citayam Fashion Week* karena mereka yakin itu akan memberikan ruang berekspresi untuk anak-anak muda dari keluarga ekonomi menengah ke bawah. Banyak juga yang memuji kreatifitas mereka dalam memadukan busana. Sebagian pengamat yakin bahwa *Citayam Fashion Week* ini juga akan berdampak positif untuk industri busana di Indonesia. Hal positif lainnya dari kegiatan tersebut, yaitu para pelaku juga dapat menjadikan hal tersebut sebagai sarana mereka untuk mencari uang, dengan cara mengunggah kegiatan mereka di aplikasi Instagram, Tiktok, dan Youtube.

Banyak juga pihak yang menentang dan mengancam fenomena *Citayam Fashion Week* itu. Diantaranya karena kehadirannya cukup mengganggu warga lokal, karena kegiatan tersebut memanfaatkan jalur trotoar dan penyeberangan jalan untuk peragaan busana. Beberapa juga berkomentar bahwa kegiatan tersebut sangat kental dengan nuansa *LGBT*. Banyak juga yang meminta agar mereka digusur karena yang dilakukan mereka sangat tidak pantas, seperti pakaian yang sangat terbuka dan pergaulan bebas. Namun ada juga yang miris karena mereka rata-rata masih berusia anak-anak dan remaja yang seharusnya masih dalam pendidikan, namun karena kondisi ekonomi terpaksa harus putus sekolah. Hal negatif lainnya yang banyak diprotes, yaitu karena sampah yang dihasilkan juga sangat banyak dari kegiatan tersebut.

Berbagai pendapat dan komentar terus bermunculan, baik dari pihak yang mendukung maupun yang menolak. Pemerintah juga dituntut untuk mengambil keputusan cepat terhadap fenomena ini. Diperlukan analisis sentimen untuk melihat tanggapan masyarakat terhadap fenomena *Citayam Fashion Week* tersebut. Analisis sentimen merupakan salah satu bidang dari *Natural Language Processing (NLP)* yang membangun sistem untuk mengenali dan mengekstraksi opini dalam bentuk teks. Kami akan mengambil data Twitter mengenai pendapat pengguna terkait fenomena *Citayam Fashion Week*. Data dari Twitter tersebut diklasifikasikan ke dalam 3 (tiga) kategori, yaitu positif, negatif, dan netral berdasarkan isi atau maksud dari postingan tersebut.

Banyak penelitian baru-baru ini yang melakukan analisis sentimen terhadap topik tertentu berdasarkan komentar masyarakat Indonesia pada media online. Pada tahun 2020, Rahman [1] melakukan analisis sentimen terhadap kasus bencana banjir di Jakarta menggunakan metode *Latent Dirichlet Allocation (LDA)*. Zuriel [2] menganalisis tanggapan masyarakat terhadap kebijakan pemerintah selama COVID-19, yaitu penerapan Pembatasan Sosial Berskala Besar atau yang dikenal PSBB. Widianoro [3] menganalisis ulasan pengguna terhadap layanan teknologi keuangan, khususnya layanan OVO pada tahun 2021.

Analisis sentimen terhadap BPJS Kesehatan juga pernah dilakukan oleh Dikiyanti dkk.[4] baru-baru ini berdasarkan data yang diperoleh dari Twitter. Rintyarna [5] telah melakukan analisis sentimen terhadap pandangan masyarakat Indonesia terhadap makanan organik selama pandemic COVID-19. Selama pandemic COVID-19, juga telah dilakukan analisis sentimen terhadap penyedia layanan internet [6].

Sentimen analisis tersebut sangat membantu dalam proses pengambilan

keputusan. Pengambil keputusan tidak perlu menghabiskan banyak waktu untuk mewawancarai banyak orang untuk melihat pendapat secara umum. Saat ini banyak sekali masyarakat yang mengungkapkan opininya melalui media sosial. Para peneliti dapat memperoleh data tersebut dengan mudah dan dapat menganalisis sentimen untuk mendapatkan gambaran umum.

Pada penelitian ini, kami menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) karena metode ini sudah terbukti dapat bekerja dengan baik untuk menganalisis sentimen pada data teks [7]. Penelitian ini menghasilkan model yang dapat digunakan untuk memprediksi setiap tweet bahasa Indonesia ke dalam kategori sentimen positif, negatif, atau netral terkait pandangan dan pendapat mereka tentang fenomena *Citayam Fashion Week*. Hasil prediksi dapat digunakan untuk bahan pertimbangan mengenai langkah apa yang harus dilakukan terhadap *Citayam Fashion Week*.

2. Kajian Pustaka

Analisis sentimen pada teks bertujuan untuk melihat apakah sebuah teks mengandung emosi positif ataupun negatif. Analisis sentimen dalam bahasa Indonesia sudah banyak dilakukan sebelumnya. Analisis sentimen dilakukan untuk melihat pendapat masyarakat yang disalurkan melalui media *online* dengan topik khusus, seperti topik bencana banjir di Jakarta, kebijakan pemerintah melakukan PSBB, pelayanan OVO, BPJS Kesehatan, makanan organik, dan pelayanan penyedia internet selama COVID-19 [1]–[6].

Analisis sentimen berdasarkan topik tertentu khususnya menggunakan data dari Twitter juga sangat sering diimplementasikan baik dalam bahasa Indonesia, bahasa Inggris, maupun bahasa lainnya. Seperti yang dilakukan oleh Kim dkk. [8] pada tahun 2016, mereka menggunakan data Twitter bahasa Inggris untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap virus Ebola. Begitu juga dengan Suresha dkk. [9] pada tahun 2021 juga melakukan analisis sentimen pada data Twitter bahasa Inggris dengan menggunakan topik kendaraan listrik. Alayba dkk. [10] pada tahun 2017 melakukan analisis sentimen dari data Twitter bahasa Arab terhadap topik pelayanan kesehatan.

Banyak metode yang telah diimplementasikan untuk mengetahui sentimen dari sebuah data teks, contohnya metode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) [11]–[14]. LDA adalah sebuah metode untuk mendeteksi topik-topik yang ada pada koleksi dokumen beserta proporsi kemunculan topik tersebut, baik di koleksi maupun di dokumen tertentu. LDA juga mampu mengasosiasikan kata-kata yang ada pada dokumen dan koleksi ke topik tertentu.

Teknik pengklasifikasian sentimen ke dalam positif dan negatif yang digunakan pada penelitian-penelitian sebelumnya ada yang berupa *Machine Learning* dan ada pula yang menggunakan *Deep Learning*. Algoritma klasifikasi dengan teknik *Machine Learning* yang digunakan pada penelitian sebelumnya, yaitu algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan *Naïve Bayes* [2], [15].

Dalam beberapa tahun terakhir, *deep learning* telah dipakai dalam berbagai dunia industri dan akademis karena kinerjanya yang sangat baik. Metode *Long Short Term Memory* (LSTM) merupakan salah satu metode *deep learning* yang banyak diaplikasikan untuk melihat sentimen pada data teks [15]–[18]. Kami menggunakan *Long Short Term Memory* (LSTM) untuk menganalisis sentimen pada data Twitter dengan topik *Citayam Fashion Week* karena saat ini LSTM merupakan *Deep Learning* yang paling baik kinerjanya dalam menangani klasifikasi sentimen pada data teks [7].

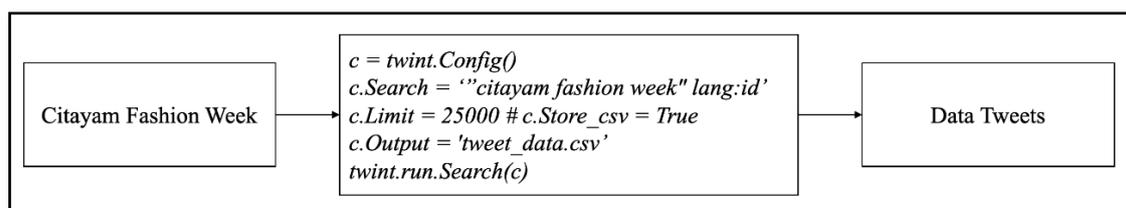
ANALISIS SENTIMEN MENGGUNAKAN ARSITEKTUR *LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)* TERHADAP FENOMENA *CITAYAM FASHION WEEK*

LSTM berkerja dengan membangun model yang terdiri dari beberapa lapisan, Masing-masing lapisan mengambil *input* dari yang lapisan sebelumnya dan memberikan *output* kepada lapisan berikutnya. Lapisan pertama mengambil urutan numerik sebagai *input*, dan lapisan terakhir memberikan label prediksi sebagai *output*.

3. Metode Penelitian

A. Data Crawling

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari cuitan masyarakat Indonesia melalui sosial media Twitter. Data diambil dengan cara *crawling* menggunakan kata kunci *Citayam Fashion Week* pada bulan Juli 2022. Proses *crawling* menggunakan bantuan *Library Twint* pada Python. Data diambil dengan konfigurasi seperti ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Konfigurasi *Twint* pada proses *crawling*

Data yang berhasil didapat dari proses *crawling* tersebut sejumlah 7.554 twit. Seluruhnya merupakan twit bahasa Indonesia yang menyebut *Citayam Fashion Week*. Gambar 2 menunjukkan beberapa contoh data twit berbahasa Indonesia yang berhasil didapatkan setelah proses *crawling*. Setelah data twit dikumpulkan, selanjutnya dilakukan proses pembersihan data twit untuk dijadikan data *training*.

Makanya udah paling pas kembalikan ke situasi awal sebelum Bonge, Jeje Dkk pas masih diwawancarai sebelum viral. Ngga perlu diseremonialisasi jadi Citayam Fashion Week sama influencer yang suka rendahkan menengah ke bawah buat konten dia, apalagi diwawancara TV One.

Bebasnya perilaku anak dan remaja tergambar dr fenomena Citayam Fashion Week. Bukan sekedar kebebasan berekspresi tapi menunjukkan generasi muda yang tak paham agamanya

Wow ... Pak #AniesBaswedan dukung fashion week Citayam...keren banget.. Jakarta itu untuk semua Jakarta itu milik Indonesia

Gambar 2. Contoh twit dengan kata kunci *Citayam Fashion Week*

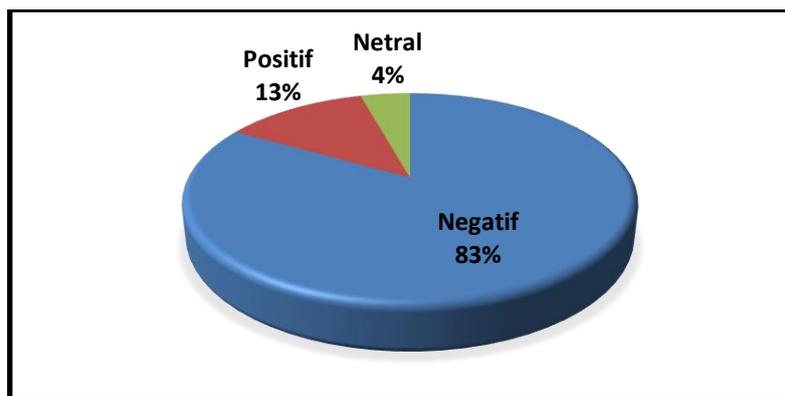
B. Persiapan Data Training

Proses persiapan data twit dimulai dengan membersihkan semua *stopword*, simbol, angka, *username*, RT, *hashtag*, tanda baca, url, dan *emoticon*. Kemudian dilakukan proses *stemming*, yaitu merubah setiap kata menjadi kata dasarnya. Setelah twit dibersihkan, setiap twit akan dilabeli dengan positif, negatif, atau netral berdasarkan kamus leksikal.

Penelitian ini menggunakan sentimen leksikal bahasa Indonesia yang dibuat oleh

Koto dkk. [19] pada tahun 2018. Leksikal tersebut terdiri dari 3.609 kata positif dan 6.609 kata negatif. Setiap kata positif dilabeli dengan skor 1 sampai 5 berdasarkan tingkat level positifnya. Begitu juga dengan kata negatif dilabeli dengan skor -1 sampai -5 berdasarkan tingkat negatifnya.

Proses penentuan setiap tweet mengandung sentimen positif, negatif, atau netral, yaitu dengan cara melihat bobot pada kamus leksikal [19] dari setiap kata dalam sebuah tweet. Kemudian seluruh bobot kata pada tweet dijumlahkan. tweet yang memiliki skor lebih besar dari nol dikategorikan ke dalam sentimen positif, tweet yang memiliki skor lebih kecil dari nol dikategorikan ke dalam sentimen negatif, dan tweet yang memiliki skor sama dengan nol dikategorikan ke dalam sentimen netral. Setelah proses penlabelan sentimen pada setiap tweet, dataset untuk penelitian ini mengandung 940 tweet positif, 6.291 tweet negatif, dan 323 tweet netral seperti ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 3. Persentase sentimen pada dataset

Berdasarkan Gambar 3 terlihat bahwa, terdapat 83,3% tweet yang mengandung sentimen negatif, sedangkan tweet yang mengandung sentiment positif hanya 12,4%. Ternyata lebih banyak masyarakat yang menulis tweet tentang *Citayam Fashion Week* dengan sentimen negatif berdasarkan proses pelabelan dengan leksikal. Gambar 4 menunjukkan *wordcloud* dari tweet dengan kata kunci *Citayam Fashion Week*.



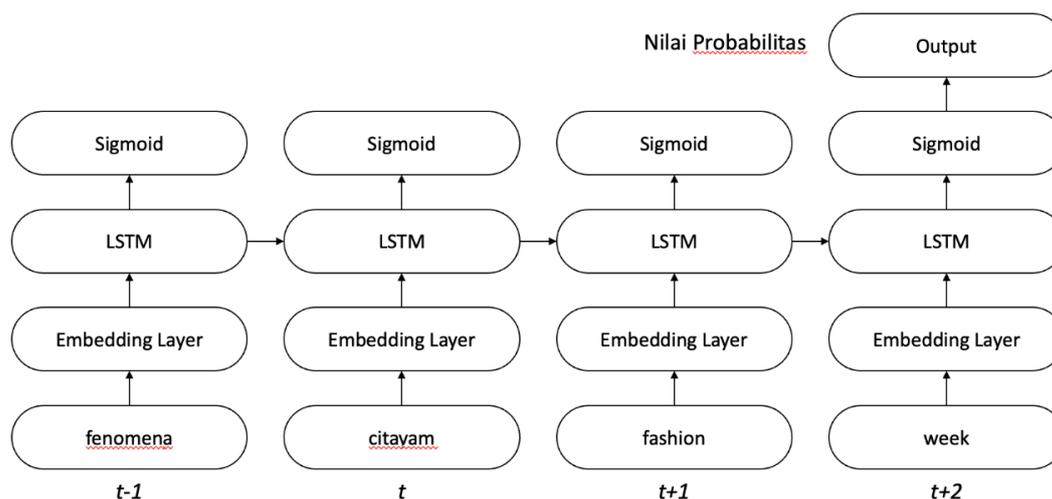
Gambar 4. *Wordcloud* dari tweet-tweet dengan kata kunci *Citayam Fashion Week*

ANALISIS SENTIMEN MENGGUNAKAN ARSITEKTUR *LONG SHORT-TERM MEMORY* (LSTM) TERHADAP FENOMENA *CITAYAM FASHION WEEK*

Setelah dataset yang berupa twit dilabeli dengan label sentimen positif, negatif, dan netral, selanjutnya akan dibangun model klasifikasi. Model klasifikasi yang digunakan dalam membangun model sentimen untuk kata kunci *Citayam Fashion Week* ini menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM).

C. Struktur LSTM

Pada penelitian ini, struktur *Long Short-Term Memory* (LSTM) digunakan untuk membangun model klasifikasi terhadap dataset yang telah dipersiapkan sebelumnya. Struktur LSTM terdiri dari beberapa *layer* yang saling terhubung berdasarkan langkah waktu yang ada pada setiap data yang menjadi inputan seperti yang terlihat pada Gambar 5. Selain itu, struktur LSTM mampu menyimpan informasi dari proses *training* pada tahapan sebelumnya dan menghilangkan informasi yang tidak diperlukan dari tahapan sebelumnya menggunakan gerbang kontrol, yaitu *forget gate*. Penggunaan gerbang tersebut pada struktur LSTM dapat menghindari terjadinya *vanishing/exploding gradient*.



Gambar 5. Struktur LSTM

4. Eksperimen dan Hasil

Pada penelitian ini, eksperimen dimulai dengan membagi dataset menjadi 2 (dua) bagian, yaitu *training* data dan *testing* data. Jumlah *training* data yang digunakan adalah 80% dari total dataset atau sebanyak 6.043 dan jumlah *testing* data adalah 20% dari total dataset atau sebanyak 1.511. Tahapan selanjutnya, yaitu melakukan konfigurasi *hyperparameter* yang akan digunakan. Beberapa *hyperparameter* yang akan disesuaikan diantaranya *optimizer*, *epoch*, *learning rate* dan *batch size* seperti yang ditampilkan pada Tabel 1 dan Tabel 2. Selain itu, jumlah *hidden unit* dan *embed dimension* juga disesuaikan untuk membangun model klasifikasi. Pada tahapan pertama, proses melatih model dilakukan dengan menggunakan konfigurasi tetap untuk *optimizer*, *epoch*, *dropout* dan *hidden unit* seperti yang ditampilkan pada Tabel 1. Sedangkan, nilai *batch size*, *learning rate*, *embed dimension* akan disesuaikan untuk setiap model yang dilatih. Model dilatih dengan menggunakan *framework Tensorflow 2* yang memiliki struktur LSTM seperti yang diperlihatkan pada Gambar 6. Struktur LSTM yang digunakan memiliki jumlah bobot (parameter) sebanyak 353.219 dengan *output layer* sebanyak 3 (tiga) kelas, yaitu positif, negatif, dan netral.

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(None, 45, 64)	320000
lstm (LSTM)	(None, 64)	33024
dropout (Dropout)	(None, 64)	0
dense (Dense)	(None, 3)	195

=====
 Total params: 353,219
 Trainable params: 353,219
 Non-trainable params: 0

Gambar 6. Struktur LSTM pada *Tensorflow 2*

Pada Tabel 1, hasil akurasi terbaik adalah 88% yang diperoleh dengan menggunakan konfigurasi *hyperparameter* tidak berubah, yaitu *adam* sebagai *optimizer*; jumlah *epochs* sebanyak 50, persentase *dropout* sebesar 0,2 dan konfigurasi *hyperparameter* diperbaharui, yaitu *batch size* sebanyak 128, *learning rate* sebesar 0,001 dan *embed dimension* sebesar 64. Proses pelatihan setiap model dilakukan sebanyak 3 (tiga) kali untuk memastikan bahwa akurasi yang didapatkan adalah sama atau tidak jauh berbeda pada setiap proses. Meskipun demikian, akurasi model lain yang diperoleh juga tidak jauh berbeda dengan menggunakan konfigurasi yang sama.

Tabel 1. Konfigurasi *Batch Size*, *Learning Rate*, dan *Embed Dimension*

Konfigurasi	<i>Batch Size</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Embed Dimension</i>	Akurasi	
Optimizer: Adam Epoch: 50 Dropout: 0,2 Hidden Unit: 32	32	0,01	32	0,8628	
			64	0,8496	
		0,001	32	0,8711	
			64	0,8777	
		0,0001	32	0,8430	
			64	0,8430	
	64	0,01	32	0,8744	
			64	0,8529	
		0,001	32	0,8760	
			64	0,8744	
		0,0001	32	0,8628	
			64	0,8595	
		128	0,01	32	0,8628
				64	0,8678
	0,001		32	0,8744	
			64	0,8810	
0,0001	32		0,8628		
	64		0,8612		

ANALISIS SENTIMEN MENGGUNAKAN ARSITEKTUR *LONG SHORT-TERM MEMORY* (LSTM) TERHADAP FENOMENA *CITAYAM FASHION WEEK*

Selanjutnya, konfigurasi *hyperparameter* yang tetap pada proses membangun model sebelumnya akan diperbaharui, sedangkan konfigurasi *hyperparameter* yang berubah akan diatur menjadi tetap seperti yang terlihat pada Tabel 2. Pada proses melatih model ini, hasil akurasi terbaik adalah 88% yang juga diperoleh dengan konfigurasi yang sama dengan proses sebelumnya.

Tabel 2. Konfigurasi *Optimizer*, *Hidden Unit*, dan *Epoch*

Konfigurasi	<i>Optimizer</i>	<i>Hidden Unit</i>	<i>Epoch</i>	Akurasi
Batch size: 128 Learning Rate: 0,001 Embed Dimension: 64 Dropout: 0,2	Adam	16	50	0,8645
			100	0,8760
		32	50	0,8810
			100	0,8711
		64	50	0,8744
			100	0,8694
	RMSprop	16	50	0,8413
			100	0,8479
		32	50	0,8711
			100	0,8479
		64	50	0,8744
			100	0,8595

5. Kesimpulan

Pada penelitian ini, model dilatih menggunakan beberapa konfigurasi *hyperparameter* pada struktur LSTM. Model terbaik yang dihasilkan dari proses pelatihan sangat berpengaruh dengan konfigurasi dan jumlah dataset yang digunakan, Model yang dibangun dengan struktur LSTM memiliki akurasi yang cukup baik untuk dataset yang berasal dari twit dengan kata kunci *Citayam Fashion Week*. Pada penelitian kedepan, penambahan dataset untuk setiap kelas sangat diperlukan sehingga jumlah data pada setiap kelas menjadi lebih seimbang.

References

- [1] M. Choirul Rahmadan, A. Nizar Hidayanto, D. Swadani Ekasari, B. Purwandari, and Theresiawati, "Sentiment Analysis and Topic Modelling Using the LDA Method related to the Flood Disaster in Jakarta on Twitter," *Proc. - 2nd Int. Conf. Informatics, Multimedia, Cyber, Inf. Syst. ICIMCIS 2020*, pp. 126–130, Nov. 2020.
- [2] H. P. P. Zuriel and A. Fahrurrozi, "Implementasi Algoritma Klasifikasi Support Vector Machine Untuk Analisa Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Kebijakan Psbb," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 26, no. 2, pp. 149–162, 2021.
- [3] A. D. Widiatoro, A. Wibowo, and B. Harnadi, "User Sentiment Analysis in the Fintech OVO Review Based on the Lexicon Method," *2021 6th Int. Conf. Informatics Comput. ICIC 2021*, 2021.
- [4] T. D. Dikiyanti, A. M. Rukmi, and M. I. Irawan, "Sentiment analysis and topic modeling of BPJS Kesehatan based on twitter crawling data using Indonesian Sentiment Lexicon and Latent Dirichlet Allocation algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*,

- vol. 1821, no. 1, Mar. 2021.
- [5] B. S. Rintyarna, "Mapping acceptance of Indonesian organic food consumption under COVID-19 pandemic using sentiment analysis of Twitter dataset," *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 2021. https://www.researchgate.net/publication/351990259_Mapping_acceptance_of_in_donesian_organic_food_consumption_under_COVID-19_pandemic_using_sentiment_analysis_of_Twitter_dataset (accessed Jul. 27, 2022).
 - [6] B. S. Rintyarna *et al.*, "Modelling Service Quality of Internet Service Providers during COVID-19: The Customer Perspective Based on Twitter Dataset," *Informatics*, vol. 9, no. 1, Mar. 2022.
 - [7] Dr. G. S. N. Murthy, Shanmukha Rao Allu, Bhargavi Andhavarapu, and Mounika Bagadi, Mounika Belusonti, "Text based Sentiment Analysis using LSTM," *Int. J. Eng. Res.*, vol. V9, no. 05, May 2020.
 - [8] E. H. J. Kim, Y. K. Jeong, Y. Kim, K. Y. Kang, and M. Song, "Topic-based content and sentiment analysis of Ebola virus on Twitter and in the news," *J. Inf. Sci.*, vol. 42, no. 6, pp. 763–781, Dec. 2016.
 - [9] H. P. Suresha and K. Kumar Tiwari, "Topic Modeling and Sentiment Analysis of Electric Vehicles of Twitter Data," *Asian J. Res. Comput. Sci.*, pp. 13–29, Oct. 2021.
 - [10] A. M. Alayba, V. Palade, M. England, and R. Iqbal, "Arabic language sentiment analysis on health services," pp. 114–118, Oct. 2017.
 - [11] S. Poria, I. Chaturvedi, E. Cambria, and F. Bisio, "Sentic LDA: Improving on LDA with semantic similarity for aspect-based sentiment analysis," *Proc. Int. Jt. Conf. Neural Networks*, vol. 2016-October, pp. 4465–4473, Oct. 2016.
 - [12] F. Mazzoni, V. Marsili, S. Alvisi, and al -, "Latent Dirichlet Allocation (LDA) for Sentiment Analysis Toward Tourism Review in Indonesia," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 801, no. 1, p. 012073, Jan. 2017.
 - [13] I. R. Putri and R. Kusumaningrum, "Latent Dirichlet Allocation (LDA) for Sentiment Analysis Toward Tourism Review in Indonesia," *Journal of Physics: Conference Series*, 2017. <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/801/1/012073/meta> (accessed Jul. 28, 2022).
 - [14] J. Ye, X. Jing, and J. Li, "Sentiment Analysis Using Modified LDA," *Lect. Notes Electr. Eng.*, vol. 473, pp. 205–212, 2018.
 - [15] M. Tripathi, "Sentiment Analysis of Nepali COVID19 Tweets Using NB, SVM AND LSTM," *J. Artif. Intell. Capsul. Networks*, 2021.
 - [16] P. K. Jain, V. Saravanan, and R. Pamula, "A Hybrid CNN-LSTM: A Deep Learning Approach for Consumer Sentiment Analysis Using Qualitative User-Generated Contents," *Trans. Asian Low-Resource Lang. Inf. Process.*, vol. 20, no. 5, Jul. 2021.
 - [17] P. M. Sosa and C. Yang, "Twitter Sentiment Analysis using combined LSTM-CNN Models Related papers Recent Trends in Deep Learning Based Natural Language Processing," 2017.
 - [18] S. Wen *et al.*, "Memristive LSTM Network for Sentiment Analysis," *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Syst.*, vol. 51, no. 3, pp. 1794–1804, Mar. 2021.
 - [19] F. Koto and G. Y. Rahmaningtyas, "Inset lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs," *Proc. 2017 Int. Conf. Asian Lang. Process. IALP 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 391–394, Feb. 2018.