

**ANALISIS SENTIMEN PADA DATA ULASAN TWITTER DENGAN
MENGUNAKAN *LONG SHORT TERM MEMORY***



LAPORAN PENELITIAN

Sebagai Salah Satu Bentuk Pengamalan Tri Dharma Perguruan Tinggi

Oleh

NAMA	NIPY
1. Sharfina Febbi Handayani, M.Kom	08.020.451
2. Riszki Wijayatun Pratiwi, S.Kom., M.Cs	03.021.494
3. Mulyana Putriyani	19090113

**PROGRAM STUDI SARJANA TERAPAN TEKNIK INFORMATIKA
POLITEKNIK HARAPAN BERSAMA
TEGAL
2021**

**SK Direktur Nomor: 098.05/PHB/V/2021 Tanggal 31 Mei 2021
Surat Perjanjian/Kontrak Pelaksanaan Kegiatan Penelitian Nomor:
049.16/P3M.PHB/V/2021 Tanggal 6 Mei 2021**

**ANALISIS SENTIMEN PADA DATA ULASAN TWITTER DENGAN
MENGUNAKAN *LONG SHORT TERM MEMORY***



LAPORAN PENELITIAN

Sebagai Salah Satu Bentuk Pengamalan Tri Dharma Perguruan Tinggi

Oleh

NAMA	NIPY
1. Sharfina Febbi Handayani, M.Kom	08.020.451
2. Riszki Wijayatun Pratiwi, S.Kom., M.Cs	03.021.444
3. Mulyana Putriyani	19090113

**PROGRAM STUDI SARJANA TERAPAN TEKNIK INFORMATIKA
POLITEKNIK HARAPAN BERSAMA
TEGAL
2021**

**SK Direktur Nomor: 098.05/PHB/V/2021 Tanggal 31 Mei 2021
Surat Perjanjian/Kontrak Pelaksanaan Kegiatan Penelitian Nomor:
049.16/P3M.PHB/V/2021 Tanggal 6 Mei 2021**

**HALAMAN PERSETUJUAN
LAPORAN PENELITIAN**

**ANALISIS SENTIMEN PADA DATA ULASAN TWITTER DENGAN
MENGUNAKAN *LONG SHORT TERM MEMORY***

Sebagai Salah Satu Bentuk Pengamalan Tri Dharma Perguruan Tinggi

Oleh:

Nama	NIPY
1. Sharfina Febbi Handayani, M.Kom	08.020.451
2. Riszki Wijayatun Pratiwi, S.Kom., M.Cs	03.021.494
3. Mulyana Putriyani	19090113

Tegal, 10 Agustus 2021

Menyetujui,

Ka.Prodi Sarjana Terapan Teknik Informatika Ketua P3M
POLITEKNIK HARAPAN BERSAMA POLITEKNIK HARAPAN BERSAMA

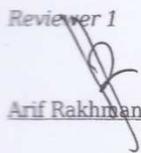


**HALAMAN PENGESAHAN
LAPORAN PENELITIAN**

- 1. Judul** : ANALISIS SENTIMEN PADA DATA ULASAN TWITTER DENGAN MENGGUNAKAN LONG SHORT TERM MEMORY
- 2. Ketua Peneliti**
- a. Nama Lengkap : Sharfina Febbi Handayani M. Kom
 - b. NIDN : 0617029201
 - c. NIPY : 08.020.451
 - d. Jabatan Fungsional : -
 - e. Program Studi : Sarjana Terapan Teknik Informatika
 - f. Alamat e-mail :
- 3. Jumlah Anggota** : 3
- Nama Anggota 1 : Riszki Wijayatun Pratiwi, S.Kom., M.Cs
 - Nama Mahasiswa 1 : Mulyana Putriyani
 - Nama Mahasiswa 2 : Mulyana Putriyani
- Biaya Penelitian** : Rp. 3,342,500

Tegal, Agustus 2021

Reviewer 1


Arif Rakhman, SE, S.Pd, M.Kom

NIPY. 05.016.291

Menyetujui,

Ketua Prodi Sarjana Terapan Teknik
Informatika

Politeknik Harapan Bersama

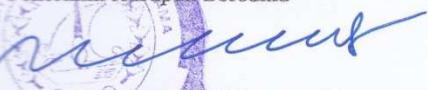

SLAMET WIYONO, S.Pd.M. Eng

NIPY. 08.015.222

Mengetahui

Wakil Direktur 1

Politeknik Harapan Bersama


apt. Heru Nurcahyo, S.Farm., M.Sc

NIPY. 10.007.038

Reviewer 2


M. FIKRI HIDAYATTULLAH,
M.Kom

NIPY. 09.016.307

Ketua Tim Pelaksana

Penelitian


Sharfina Febbi Handayani M.
Kom

NIPY. 08.020.451

Mengesahkan,

Ketua P3M

Politeknik Harapan Bersama


Kusnadi, M.Pd

NIPY. 04.015.217

PERNYATAAN
HALAMAN PERNYATAAN

Dengan ini kami menyatakan bahwa:

1. Penelitian ini tidak pernah dibuat oleh peneliti lain dengan tema, judul, isi, metode, objek penelitian yang sama.
2. Penelitian ini bukan merupakan karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi.
3. Dalam penelitian ini juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Tegal, 10 Agustus 2021

Ketua Tim Peneliti



Sharfina

Sharfina Febbi Handayani, M.Kom.
NIPY. 08.020.451

Anggota Tim Peneliti

Riszki

Riszki Wijayatun Pratiwi, S.Kom., M.Cs
NIPY. 03.021.494

Anggota Tim Peneliti

Mulyana

Mulyana Putriyani
NIM. 1909113

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur kami panjatkan kehadirat Allah SWT yang telah memberikan kesempatan kepada kami Tim Peneliti Dosen Program Studi Sarjana Terapan Teknik Informatika untuk melaksanakan penelitian sebagai salah satu bentuk pengamalan Tri Dharma Perguruan Tinggi. Penelitian yang dilaksanakan berjudul “Analisis Sentimen Pada Data Ulasan *Twitter* Dengan Menggunakan *Long Short Term Memory*”.

Kegiatan penelitian tersebut dapat terlaksana berkat dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu dalam kesempatan ini kami menyampaikan terima kasih kepada:

1. Direktur dan seluruh Wakil Direktur Politeknik Harapan Bersama.
2. Pimpinan Pusat Penelitian dan Pengabdian pada Masyarakat (P3M).
3. Ketua Program Studi Sarjana Terapan Teknik Informatika.
4. Anggota Peneliti dan Mahasiswa Prodi Sarjana Terapan Teknik Informatika.
5. Berbagai pihak yang tidak dapat kami sebutkan satu persatu yang telah membantu terlaksananya kegiatan penelitian ini.

Kegiatan penelitian ini telah mencapai target, tetapi belum mencapai target ideal karena keterbatasan waktu dan sumber daya yang tersedia. Untuk mencapai tujuan yang diinginkan, perlu kiranya dilakukan kegiatan penelitian di lain waktu sebagai kelanjutan dari kegiatan tersebut. Namun demikian, besar harapan kami semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat. Amin.

Tegal, 5 Agustus 2021
Ketua Peneliti

Sharfina Febbi H., M.Kom.

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PENGESAHAN.....	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PERNYATAAN	Error! Bookmark not defined.
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR LAMPIRAN.....	xi
ABSTRAK.....	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Batasan Masalah	2
1.4. Tujuan	3
1.5. Manfaat	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI.....	4
BAB III METODE PENELITIAN.....	13
3.1. Kerangka Penelitian	13
3.2. Bahan dan Alat Penelitian	14
3.3. Prosedur Penelitian	15
3.3.1 Rancangan Data	15
3.3.2 Preprocessing	16
3.3.3 Word2vec	17
3.3.4 Implementasi Sistem	17

3.3.5 Pengujian	18
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	19
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	24
DAFTAR PUSTAKA	25
ORGANISASI PENELITI.....	27
REALISASI ANGGARAN	28
LAMPIRAN.....	29

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2. 1 Arsitektur CBOW.....	8
Gambar 2. 2 Arsitektur Skip-gram.....	8
Gambar 2. 3 Struktur RNN	11
Gambar 2. 4 Struktur LSTM	11
Gambar 3. 1 Kerangka Penelitian	13
Gambar 3. 2 Prosedur Penelitian.....	15

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 4. 1 Nilai Parameter Yang Diuji.....	20
Tabel 4. 2 Pengujian Word2Vec pada LSTM.....	20
Tabel 4. 3 Pengujian Jumlah Neuron	21
Tabel 4. 4 Pengujian Jumlah Epoch pada LSTM.....	22
Tabel 4. 5 Pengujian Fungsi Aktivasi pada LSTM.....	22

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. SK Penelitian	34
Lampiran 2 Bukti Submit Luaran	68
Lampiran 3 Nota Realisasi Anggaran	69

ABSTRAK

Sekarang ini perkembangan media sosial sangatlah pesat. Masyarakat sangat dimudahkan dalam menyebarluaskan informasi, salah satunya yakni menyampaikan opini pada media sosial. Pada beberapa tahun terakhir ini sudah banyak terjadi peningkatan penelitian terkait analisis sentimen pada teks *review* (ulasan) untuk mengetahui polaritas opini pada media sosial. *Long Short Term Memory* (LSTM) merupakan salah satu metode yang dapat diterapkan pada analisis sentimen. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah data ulasan dari *Twitter*. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan pengklasifikasian terhadap ulasan Bahasa Indonesia berdasarkan sentimen positif, netral dan negatif dengan menggunakan metode LSTM, kemudian untuk pengujian klasifikasinya menggunakan nilai akurasi. Hasil akurasi yang didapatkan pada penelitian ini adalah 57.35%.

Kata Kunci: Sentimen Analisis, Twitter, LSTM

BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Media jejaring sosial menjadi salah satu layanan internet yang mengalami peningkatan popularitas. Adanya media sosial telah mengubah cara seseorang dalam mengekspresikan pemikiran dan suasana hati. Masyarakat dimudahkan dalam memberikan komentar, mengungkapkan sebuah opini, melakukan percakapan secara online dan menyebarkan informasi. Data yang dihasilkan dari media sosial semakin bertambah seiring bertambahnya jumlah penggunanya. Melalui banyaknya data yang dihasilkan dari media jejaring sosial, masyarakat bisa memanfaatkannya untuk tujuan tertentu, salah satunya yaitu bisa mendapatkan informasi terkait ulasan atau *review* dari sosial media tersebut. Biasanya untuk dapat memahami dan menangani opini *tweet*, diperlukan algoritma dan program untuk mengolah data informasi dan opini, serta menganalisis opini pengguna media sosial yang disebut dengan analisis sentimen [1].

Analisis sentimen atau *opinion mining* adalah bidang studi yang menganalisis opini, sentimen, evaluasi, sikap, dan emosi seseorang dari bahasa, tulisan. Analisis sentimen dilakukan untuk menilai review terhadap suatu objek apakah cenderung opini positif atau opini negatif [2]. *Deep Learning* merupakan salah satu teknik pada *machine learning* yang memanfaatkan banyak layer pengolahan informasi non linier untuk melakukan ekstraksi fitur, pengenalan pola, dan klasifikasi [3]. Penggunaan *Deep Learning* pada analisis sentimen teks berbahasa Indonesia telah dilakukan oleh beberapa peneliti dengan menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM). Metode LSTM telah digunakan pada penelitian [4] dan [5] dalam melakukan analisis sentimen yang memiliki hasil lebih baik dibandingkan dengan metode konvensional. Hal ini menunjukkan metode LSTM cocok diterapkan dalam analisis sentimen.

Salah satu media sosial yang paling populer untuk digunakan sebagai sumber data pada analisis teks yaitu *Twitter*, karena pada *tweet* memiliki struktur yang sangat cocok untuk digunakan pada analisis. Tidak heran jika dataset yang

sudah dipublikasi dari penelitian-penelitian lain sering menggunakan *Twitter* sebagai sumber datanya. Oleh karena itu, pada penelitian ini penulis memilih menggunakan *Twitter* sebagai sumber datasetnya.

Berdasarkan latar belakang permasalahan yang telah dijelaskan, penelitian ini menerapkan pendekatan *Deep Learning* yaitu metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam melakukan analisis sentimen pada ulasan *tweet* berbahasa Indonesia. LSTM merupakan varian dari *Recurrent Neural Network* (RNN). LSTM dapat mengingat informasi jangka panjang. LSTM menggantikan simpul RNN pada *hidden layer* dengan sel LSTM yang dirancang untuk menyimpan informasi terdahulu. LSTM menggunakan tiga gerbang yaitu *input*, *forget*, *output* untuk mengendalikan penggunaan dan *update* informasi teks terdahulu. Sel memori dan tiga gerbang dirancang untuk memungkinkan LSTM membaca, menyimpan dan memperbaharui informasi terdahulu sehingga bisa mengatasi masalah pada RNN [6]. Sedangkan untuk proses ekstraksi fitur pada penelitian ini menggunakan *Word2vec*. *Word2vec* bisa mempelajari representasi vektor kata di ruang vektor dimensi tinggi dan menghitung jarak *cosine* antar kata. Model ini bisa menemukan hubungan semantik antar kata dalam dokumen [7].

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, maka permasalahan-permasalahan dalam penelitian ini adalah:

1. Belum banyak ditemukan model *text mining* menggunakan *deep learning* khususnya penelitian yang menggunakan metode *Long Short Term Memory* pada sentimen data ulasan *twitter* berbahasa Indonesia.
2. Evaluasi tingkat akurasi dari metode yang digunakan dalam melakukan klasifikasi sentimen positif, netral atau negatif.

1.3. Batasan Masalah

Agar lingkup penelitian tidak melebar, maka usulan penelitian ini dibatasi pada beberapa poin berikut:

1. Data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan data penelitian sebelumnya [8].
2. Data sentimen diklasifikasikan ke dalam tiga kelas yaitu positif, netral dan negatif.
3. Metode *Long Short-Term Memory* digunakan dalam melakukan klasifikasi sentimen
4. Penelitian tidak menangani kata negasi dan sarkasme.

1.4. Tujuan

Tujuan dari usulan penelitian ini adalah melakukan analisis sentimen pada ulasan *tweet* berbahasa Indonesia menggunakan metode *Long Short-Term Memory*.

1.5. Manfaat

Manfaat yang didapatkan dari penggunaan metode *Long Short-Term Memory* dan *Word2vec* dalam melakukan analisis sentimen pada penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi tolak ukur tambahan peneliti lain dalam analisis sentimen teks berbahasa Indonesia.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1. Tinjauan Pustaka

Analisis sentimen merupakan cabang dari *text mining* yang fokus utamanya yaitu menganalisa dokumen teks [9]. Analisis sentimen juga bisa diartikan mengevaluasi pendapat masyarakat dengan cara menulis atau dari subjek lain yang berkaitan dengan beberapa topik [10].

Penelitian [11] menggunakan metode *Recurrent Neural Network* (RNN) dalam melakukan klasifikasi sentiment. Dataset yang digunakan adalah Chinese microblog pada NLPCC2013. Dataset tersebut dilakukan representasi korpus kata ke dalam bentuk vektor dengan *Continuous Bag of Word* (CBOW). Setelah dilakukan pengujian, metode RNN (68.293%) memiliki akurasi lebih baik dibandingkan dengan metode *Naïve Bayes* (67.222%). Penelitian [11] melakukan penelitian analisis sentimen terhadap data twitter, metode *deep learning Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Dynamic Convolutional Neural Network* (DCNN) dibandingkan dengan metode tradisional seperti *Naïve Bayes*, *SVM*, dan *Maximum Entropy*. Hasil penelitian menunjukkan metode *deep learning* lebih baik dari metode tradisional. Sedangkan penelitian [12] melakukan penelitian analisis sentimen terhadap data opini film berbahasa Indonesia pada twitter. Dalam klasifikasi sentimen menggunakan metode *Dynamic Convolutional Neural Network* (DCNN). Hasilnya metode DCNN memiliki akurasi yang lebih baik dalam melakukan analisis sentimen pada twitter jika dibandingkan dengan metode *Naïve Bayes*.

Penelitian analisis sentimen menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) telah dilakukan oleh beberapa peneliti. Salah satu penelitian yang meneliti analisis sentimen pada tiga dataset yang berbeda (JD.com, CTRIP, dan review film berbahasa Inggris) yang dibandingkan dengan metode *Recurrent Neural Network* (RNN). Dalam pengujiannya, metode LSTM memiliki akurasi lebih baik dari metode RNN dalam tiga dataset yang berbeda [13]. Sedangkan penelitian lain yang melakukan klasifikasi sentimen level kalimat dengan

menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang dibandingkan dengan metode tradisional. Hasilnya metode LSTM memiliki *error rate* terbaik dengan 14.3% untuk dataset SSTb dan 11.32% untuk dataset IMDB [4].

Pada penelitian ini, penulis menggunakan metode *Long Short-Term Memory* dan *word2vec* untuk konversi kata ke dalam vektor. Penelitian ini menggunakan data *review tweet* berbahasa Indonesia dari penelitian sebelumnya.

2.2. Dasar Teori

Beberapa kajian teori yang melandasi penelitian ini meliputi konsep tentang analisis sentimen, proses *Natural Language Processing* (NLP), implementasi *word2vec* dan penjelasan tentang metode *Long Short Term Memory*.

2.2.1. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan bidang ilmu yang menganalisis opini, sentimen, evaluasi, sikap dan emosi seseorang yang diungkapkan dengan Bahasa tulisan. Pada analisis sentimen mencakup beberapa aspek yang berbeda seperti *emotion analysis*, *opinion extraction*, *sentiment mining*, *subjectivity analysis*, *affected analysis*, *emotion analysis*, *review mining* [2].

Menurut Fink dalam artikelnya yang berjudul *Coarse and Fine Grained Sentiment Analysis of Social Media Text* menyebutkan bahwa analisis sentimen bisa dimengerti pada beberapa level yaitu level dokumen, paragraf, kalimat atau klausa. Adapun level yang terdapat pada sumber datanya membagi analisis sentimen menjadi dua kategori [14] yaitu:

1. Coarse-grained Sentiment Analysis

Pada level *Coarse-grained sentiment analysis* merupakan proses analisis sentimen yang dilakukan di level dokumen. Klasifikasi sentimen dilakukan pada sebuah dokumen secara keseluruhan agar bisa menilai sentimen positif atau negatif.

2. *Fine-grained sentiment analysis*

Pada level *fine-grained sentiment analysis* merupakan analisis sentimen yang dilakukan pada level kalimat. Klasifikasi sentimen dilakukan pada setiap kalimat di suatu dokumen, sehingga memungkinkan terjadinya perbedaan sentimen level kalimat dan dokumen.

2.2.2. **Twitter**

Twitter merupakan salah satu media sosial yang memberikan akses kepada pengguna agar bisa mengekspresikan segala sesuatu yang terjadi dan memberikan sebuah tanggapan tentang topik yang menjadi perbincangan publik dengan pesan singkat dengan jumlah 140 karakter dan familiar dengan sebutan tweet [15]. Twitter juga memberikan kemudahan kepada pengguna ketika akan mengakses data Twitter dengan API Twitter. Akan tetapi ketika melakukan pengambilan data Twitter membatasi jumlah data tweet yang diambil dalam satu jam.

2.2.3. *Natural Language Processing*

Natural Language Processing (NLP) merupakan sebuah proses ekstraksi teks bebas untuk mengetahui maknanya secara menyeluruh. Pada NLP menggunakan teknik linguistik yaitu *Part-of-Speech* dan struktur gramatikal. *Part-of-Speech* terdiri dari kata benda (*noun*), kata sifat (*adjective*), kata kerja (*verb*) dan lain-lain, sedangkan struktur gramatikal tersusun atas ungkapan preposisi atau ungkapan kata benda atau hubungan saling ketergantungan layaknya subjek dari atau objek [5]. Adapun menurut [16], beberapa area utama penelitian pada area NLP terdiri dari lima bagian yaitu *Question Answering Systems (QAS)*, *Summarization*, *Machine Translation*, *Speech Recognition* dan *Document Classification*. Penjelasan dari masing-masing area dijelaskan sebagai berikut:

1. *Question Answering Systems (QAS)*

Kemampuan komputer untuk menjawab beberapa pertanyaan yang sudah diberikan oleh user. Daripada memasukan keyword ke user pencarian dengan QAS user bisa langsung bertanya dalam Bahasa natural yang digunakan, baik Bahasa Inggris, Mandarin ataupun Indonesia.

2. *Summarization*

Pembuatan ringkasan dari sekumpulan konten dokumen atau email. Ketika menggunakan aplikasi ini user dapat membantu untuk mengkonversikan dokumen teks yang besar ke dalam bentuk slide presentasi.

3. *Machine Translation*

Adapun produk yang dihasilkan berupa aplikasi yang bisa memahami Bahasa manusia dan menerjemahkannya ke Bahasa lain. Termasuk memuat google translate yang ketika dilihat dengan teliti semakin membaik dalam hal menerjemahkan Bahasa. Contoh lainnya adalah *BabelFish* yang menerjemahkan Bahasa pada *real time*.

4. *Speech Recognition*

Speech Recognition merupakan cabang ilmu NLP yang cukup sulit. Proses pembangunan model untuk digunakan telpon/komputer dalam mengenali Bahasa yang diucapkan sudah banyak dikerjakan. Bahasa yang digunakan adalah berupa pertanyaan dan perintah.

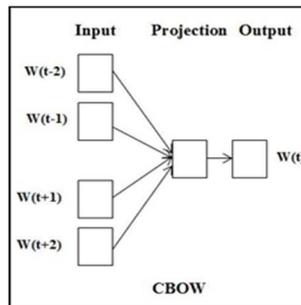
5. *Document Classification*

Aplikasi ini membahas mengenai area penelitian NLP yang paling sukses. Pekerjaan yang dilakukan aplikasi ini menentukan dimana tempat terbaik dokumen yang baru diinputkan ke dalam sistem. Hal ini sangat berguna pada *aplikasi spam filtering, news article classification* dan *movie review*.

2.2.4. *Word2Vec*

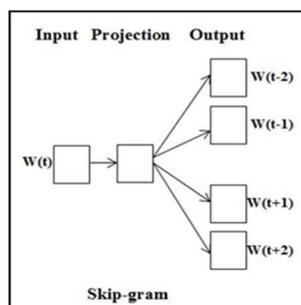
Word2vec merupakan implementasi dari jaringan syaraf tiruan yang mempelajari representasi terdistribusi kata. Vektor adalah kata terdistribusi yang kuat dan bisa digunakan dalam memprediksi kata serta terjemahan [17]. *Word2vec* merupakan sekelompok model yang digunakan untuk menghasilkan *word embedding*. Representasi vektor dari pembelajaran kata dengan menggunakan model *word2vec* telah terbukti membawa makna semantik dan berguna dalam berbagai tugas NLP [18]. Pada penelitian sebelumnya [5] telah disampaikan bahwa *word2vec* mempunyai dua lapisan jaringan syaraf yang memproses teks. *Input*

adalah *corpus* dan *output*-nya berupa satu set vector. Satu set vector yang dimaksud yaitu fitur vektor untuk kata-kata dalam corpus tersebut. *Word2vec* bukanlah jaringan syaraf yang mendalam, *word2vec* hanya menggunakan satu lapisan tersembunyi.



Gambar 2. 1 Arsitektur CBOW

Adapun penelitian lain yang dilakukan [19] menyampaikan *word2vec* mempunyai dua buah arsitektur yang berbeda yaitu *Continuous Bag-of-word* (CBOW) dan *skip-gram*. Tujuan pada metode CBOW untuk memprediksi kata yang diberikan oleh kata-kata disekitarnya. Pada Gambar 2.1 diilustrasikan arsitektur CBOW ketika memprediksi kata pada konteks. Berbeda dengan CBOW, skip-gram justru jendela kata yang diberikan oleh kata tunggal. Kedua metode menggunakan jaringan syaraf tiruan sebagai algoritma mereka. Pada Gambar 2.2 diilustrasikan arsitektur skip-gram untuk memprediksi kata yang diberikan oleh kata disekitarnya. Awalnya setiap kata yang terdapat kosakata merupakan vektor acak N dimensi. Selama pelatihan, algoritme belajar vektor optimal untuk setiap kata menggunakan metode CBOW atau skip-gram.



Gambar 2. 2 Arsitektur Skip-gram

Neuron pada lapisan tersembunyi semua neuron linear. Lapisan input memiliki banyak neuron karena mewakili dari kata-kata yang terdapat didalam kosakata digunakan ketika pelatihan. Ukuran lapisan tersembunyi disesuaikan jumlahnya sesuai dengan dimensi vektor kata yang nantinya dihasilkan. Ukuran lapisan *output*nya mempunyai ukuran yang sama dengan lapisan input. Bisa diasumsikan bahwa V merupakan jumlah kosa kata yang digunakan untuk pembelajaran vektor kata dan N merupakan dimensi vektor kata, koneksi dari lapisan input ke lapisan tersembunyi dapat direpresentasikan oleh matriks W_1 yang mempunyai ukuran $V \times N$ dengan setiap baris mewakili sebuah kata dari kosakata. Menggunakan cara yang sama, koneksi dari lapisan tersembunyi ke lapisan *output* dapat direpresentasikan oleh matriks W_0 dengan ukuran $N \times V$. Dalam hal ini, setiap kolom dari W_0 matriks merupakan kata dari kosakata yang diberikan. Input yang diberikan ke jaringan dikodekan menggunakan representasi “*1-out of-V*” yang berarti bahwa hanya satu baris input yang nilainya bernilai satu dan sisanya dari jalur input diatur ke nol [9]. *Output* pada *neuron* lapisan tersembunyi dapat dihitung dengan Persamaan (2.1).

$$H = X * W_1 \quad (2.1)$$

Dengan H adalah *hidden layer*, X adalah *input neuron* sebelumnya dan W_1 adalah bobot, *output* dari *neuron* tersembunyi yaitu vektor H meniru bobot dari baris kedua matriks dari W_1 hal ini dikarenakan input yang diberikan ke jaringan dikodekan menggunakan representasi “*1-out of-V*” yang berarti bahwa hanya satu baris masukan yang nilainya bernilai satu dan sisanya dari jalur input diatur ke nol. Jadi fungsi dari input ke koneksi lapisan tersembunyi pada dasarnya adalah dengan menyalin vektor kata input ke lapisan tersembunyi, kemudian untuk *output* dari lapisan tersembunyi didapat dari Persamaan (2.2).

$$O = H * W_0 \quad (2.2)$$

Selanjutnya untuk menghasilkan probabilitas untuk kata-kata, *Word2vec* menggunakan fungsi *softmax* pada lapisan *output* sehingga probabilitas untuk delapan kata-kata dalam corpus dapat dihitung menggunakan Persamaan (2.3).

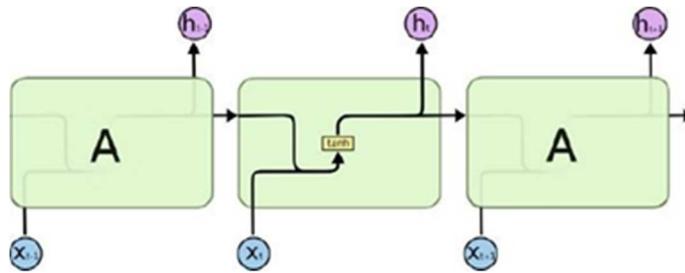
$$y_k = P_r (kata_k | kata_{contex}) = \frac{\exp(k)}{\sum_m \exp(n)} \quad (2.3)$$

Dengan y_k probabilitas kata, dan $kata_k$ merupakan kata pada korpus. Sedangkan $kata_{contex}$ merupakan target kata pada korpus, lalu k nilai output *layer* target, dan n merupakan nilai output layar.

2.2.5. Long Short Term Memory

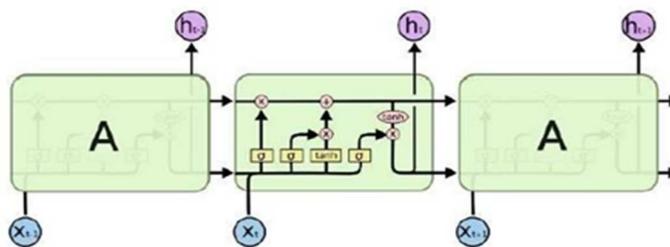
Long Short-Term Memory (LSTM) adalah salah satu varian dari *Recurrent Neural Network* (RNN). LSTM bisa mengikat informasi dengan jangka panjang. LSTM menggantikan simpul RNN di *hidden layer* dengan sel LSTM yang dirancang untuk menyimpan informasi terdahulu. LSTM menggunakan tiga gerbang yaitu *input gate*, *forget gate* dan *output gate* untuk mengendalikan penggunaan dan update informasi teks terdahulu. Sel memori dan tiga gerbang dirancang untuk memungkinkan LSTM membaca, menyimpan dan memperbaharui informasi [20].

Berbeda dengan arsitektur RNN konvensional, LSTM dikembangkan sebagai solusi dari masalah *vanishing gradient* yang biasa ditemui pada RNN konvensional. Gradien yang semakin mengecil sampai *layer* terakhir sehingga nilai bobot tidak berubah dan menyebabkan proses training tidak pernah konvergen. Sebaliknya gradien yang semakin membesar sehingga nilai bobot pada beberapa *layer* juga membesar sehingga algoritma optimasi menjadi divergen disebut *exploding gradients*. RNN konvensional tidak bisa mengingat hal-hal yang telah terjadi di jaringan dalam jangka waktu yang terlalu lama. Arsitektur RNN dapat dilihat pada Gambar 2.3 berikut.



Gambar 2. 3 Struktur RNN

Gerbang-gerbang *gate* pada LSTM memungkinkan *memory cell* untuk menyimpan dan mengakses informasi dalam jangka waktu yang lebih lama, sehingga mengurangi masalah *vanishing gradient*. Gambar 2.4 merupakan ilustrasi *memory block* LSTM dengan *single cell* [21].



Gambar 2. 4 Struktur LSTM

Olah dalam bukunya [21] menyebutkan langkah utama pada LSTM menentukan apakah informasi dari input X_{t-1} dan X_t bisa lewat atau tidak dari *cell state*. Keputusan tersebut dibuat oleh lapisan sigmoid yang disebut “*forget gate*”. Output 1 artinya “boleh lewat” dan 0 artinya “lupakan informasi”. Nilai *forget gate* dihitung dengan Persamaan (2.4).

$$f_t = \sigma (W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.4)$$

$$i_t = \sigma (W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.5)$$

$$c\tilde{t} = \tanh (W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2.6)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * c\tilde{t} \quad (2.7)$$

$$O_t = \sigma (W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.8)$$

$$h_t = O_t * \tanh (C_t) \quad (2.9)$$

Lalu langkah selanjutnya adalah menentukan informasi baru apa yang akan disimpan di *cell state*. Pertama lapisan sigmoid yang disebut *input gate* yang menentukan bagian mana yang akan di *update*. Kemudian lapisan tanh yang membuat vektor nilai kandidat baru, c_t , yang bisa ditambahkan pada *cell state*. Setelah itu digabungkanlah keduanya untuk membuat *update* ke *state*. Menghitung nilai *input gate* pada Persamaan (2.5) dan nilai kandidat baru pada Persamaan (2.6).

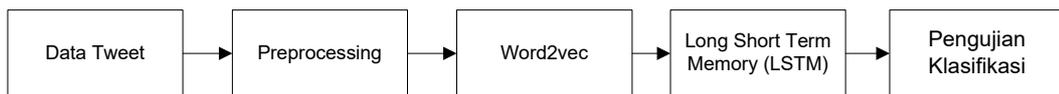
Kemudian memperbarui *cell state* yang lama, C_{t-1} , ke *cell state* baru C_t . Dengan mengalihkan *cell state* lama dengan *forget gate* f_t kemudian ditambah $i_t * \tilde{c}_t$. Penjelasan ini dapat dilihat pada Persamaan (2.7).

Langkah terakhir yaitu *output gate*. Jalankan lapisan sigmoid yang menentukan sel mana yang akan menjadi output, lalu tempatkan *cell state* melalui tanh dan memperbanyak *output* dari sigmoid *gate*, sehingga hanya bagian yang kita tentukan yang menjadi *output*. Perhitungan *output gate* dengan Persamaan (2.8) dan Persamaan (2.9).

BAB III METODE PENELITIAN

3.1. Kerangka Penelitian

Penelitian ini dibangun dengan mengimplementasikan *Long Short Term Memory* untuk data *review Twitter* pada sentimen positif, netral dan negatif. Data yang dibutuhkan pada penelitian terdiri dari dua jenis, yaitu data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk mengklasifikasikan opini pada kelas sentimen. Sedangkan data uji digunakan untuk mengukur sejauh mana *classifier* berhasil melakukan klasifikasi dengan benar. Adapun kerangka penelitian yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 3.1 berikut.



Gambar 3. 1 Kerangka Penelitian

Tahapan berikutnya yaitu *preprocessing*. *Preprocessing* dilakukan untuk mendapatkan data yang bersih, salah satu fungsinya supaya proses perhitungan klasifikasi dan penentuan kelas sentimen menjadi lebih akurat. Data yang akan digunakan pada proses *preprocessing* adalah data Twitter dan data kamus *slang word*. Adapun tahapannya yaitu: *case folding*, *filtering*, tokenisasi, dan konversi *slang word*. Setelah tahap *preprocessing* selesai, tahap berikutnya konversi kalimat yaitu pengubahan data mentah menjadi data yang siap dipakai untuk input sistem. Pada tahap ini data hasil *preprocessing* akan dikonversi menjadi angka. Tahapan konversi kalimat diantaranya pembuatan kamus kata, konversi kata menjadi angka.

Tahapan berikutnya adalah *word embedding* yaitu merepresentasikan kamus kata yang telah dibuat ke dalam vektor. Tahapan selanjutnya adalah proses klasifikasi menggunakan arsitektur *Long Short-Term Memory*. Proses terakhir adalah pengujian nilai akurasi sistem pada data.

3.2. Bahan dan Alat Penelitian

Bahan yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah data *review tweet* dari penelitian sebelumnya yakni dari penelitian [8]. Adapun alat penelitian yang digunakan dalam penelitian ini meliputi 2 (dua) aspek, yaitu:

1. Perangkat Keras (*hardware*)

Laptop dengan spesifikasi Processor Intel(R) Core(TM) i3-3110M CPU @2,40GHz (4CPUs), ~2,4GHz, RAM 8192 MB dan sistem operasi Windows 10 Pro 64-bit.

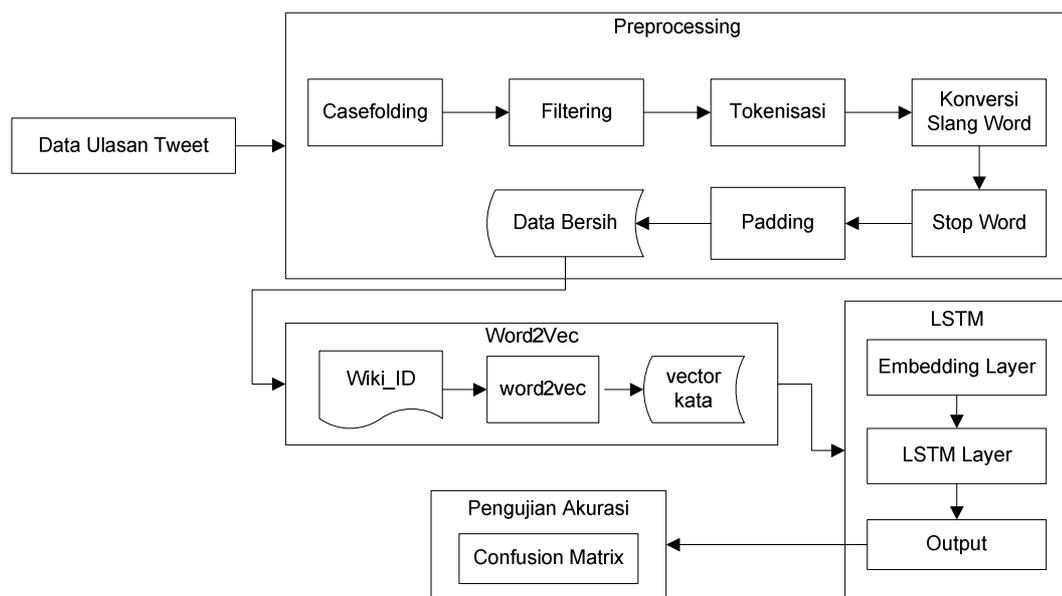
2. Perangkat Lunak (*software*)

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

- a. Windows 10 Enterprise 2015 LTSC x64-bit
- b. Google Chrome
- c. Bahasa pemrograman Python versi 3.6
- d. Microsoft Word 2016

3.3. Prosedur Penelitian

Tahapan penelitian diawali dengan menggunakan informasi yang sudah diperoleh. Rancangan sistem yang diusulkan pada penelitian ini adalah *attention based long short term memory* (LSTM) untuk data *review twitter*. Penelitian ini dimulai dari *preprocessing* data yang terbagi menjadi beberapa tahapan meliputi casefolding, filtering, tokenisasi, konversi slang word. Tahapan selanjutnya setelah proses preprocessing adalah *word2vec* yang bertujuan untuk mengkonversi kata menjadi vector. Berikutnya tahapan implementasi model dan pengujian model menggunakan *confusion matrix*. Adapun penjelasan terkait prosedur penelitian ini disajikan pada Gambar 3.2 berikut.



Gambar 3. 2 Prosedur Penelitian

3.3.1 Rancangan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan data twitter, dimana data tersebut sudah digunakan pada penelitian sebelumnya [8]. Adapun hasil pengelompokan kelas sentimen positif, netral dan negatif dari penelitian tersebut ditunjukkan pada Tabel 3.1

Tabel 3. 1 Kelas Sentimen

Text	Kelas Emosi
kalau aku berjuang terus sampai akhir aku pasti akan menemukan jalannya	Positif
apakah sudah templatnya kalau udah jadi mamah mamah tuh kalau ada bagi2 hadiah atau apapun bilang aku satu lagi dong	Netral
Aku baru liat trailernya kok gak mudeng otak kiriku ya	Negatif

3.3.2 Preprocessing

Tahapan *preprocessing* yaitu mengolah data *review* agar lebih mudah dalam melakukan proses selanjutnya. Pada *preprocessing* terdapat beberapa tahapan yang harus dilakukan yaitu:

1. Case Folding

Tidak semua dokumen teks konsisten dalam penggunaan huruf. Tahap ini bertujuan untuk merubah karakter huruf di dalam komentar menjadi karakter huruf kecil semua.

2. Filtering

Pada proses ini dilakukan penyesuaian dengan menghilangkan karakter khusus dan review seperti tanda karakter lainnya (\$, %, *, dan sebagainya). Proses ini juga menghilangkan kata yang tidak sesuai pada hasil parsing contohnya username yang diawali simbol “@”, hashtag “#”, Uniform Resource Locator (URL), dan *emoticon*. Tanda/symbol atau angka dihilangkan karena tidak banyak berpengaruh pada penentuan label.

3. Tokenisasi

Tokenisasi berfungsi untuk memecah *review* menjadi satuan kata. Proses tokenisasi dilakukan dengan melihat setiap spasi yang ada dalam *review*. Berdasarkan spasi tersebut kata-kata dapat dipisahkan.

4. Konversi Slang Word

Konversi *Slang word* adalah proses mengubah kata tidak baku menjadi kata baku. Tahap ini dilakukan dengan menggunakan bantuan kamus *slangword* dan padanan dalam kata baku. Tahapan ini akan memeriksa kata yang

terdapat dalam kamus *slang word* atau tidak. Jika kata tidak baku terdapat dalam kamus *slang word* maka kata tidak baku tersebut akan diubah ke kata baku yang terdapat dalam kamus *slang word*.

3.3.3 *Word2vec*

Input dari *word2vec* adalah kalimat opini berbahasa Indonesia yang telah melalui tahap token dan kalimat tersebut akan diproses menjadi input vektor menggunakan *word2vec*. *Word2vec* mempunyai tujuan untuk mempelajari pemetaan setiap kata pada *vocabulary* ke dimensi vektor. Pada tahap ini, *word2vec* digunakan dalam memproses teks. Input berupa korpus kata dari hasil *preprocessing* dan output yang dihasilkan berupa satu set vektor.

Pertama korpus diambil data dari wikipedia Bahasa Indonesia yang diubah menjadi format teks. Lalu korpus tersebut akan di *training* menggunakan *word2vec*. Setiap kata pada model ini diwakili oleh vektor dari m dimensi. Lalu data *review* yang sudah melalui proses *preprocessing* harus dikonversi ke dalam format numerik. Data *review* yang sudah dibagi dalam proses token direpresentasikan pada model *word2vec*. Jika token dapat ditemukan pada model *word2vec* (memiliki representasi vektor untuk sebuah kata), maka akan digunakan vektor *word2vec* tersebut untuk mewakili token. Namun jika token tidak ditemukan pada model, maka akan diganti dengan vektor nol. Kemudian input akan menjadi vektor dimensi $n \times m$ dimana n adalah jumlah kata maksimum pada review dan m adalah dimensi vektor kata. Sebagai contoh review terpanjang memiliki 6 kata dan model *word2vec* 100 dimensi, maka input menjadi $6 \times 100 = 600$ dimensi

3.3.4 Implementasi Sistem

Pada tahapan ini sistem diimplementasikan menjadi program komputer berdasarkan rancangan dan analisis sebelumnya. Program dibuat menggunakan bahasa pemrograman python 3.6.

3.3.5 Pengujian

Keseluruhan sistem akan dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur performa pada sistem yang dibangun. *Confusion matrix* merupakan tools untuk mengukur performa klasifikasi dokumen terhadap satu kelas atau lebih. Pada Tabel 3.2 menggambarkan contoh untuk prediksi tiga kelas dengan menggunakan akurasi *confusion matrix*.

Tabel 3. 2 Confusion Matrix Tiga Kelas

	PREDICTION CLASS			
		A	B	C
ACTUAL CLASS	A	TP_A	E _{AB}	E _{AC}
	B	E _{BA}	TP_B	E _{BC}
	C	E _{CA}	E _{CB}	TP_C

Akurasi merupakan ukuran dari seberapa baik model bisa mengklasifikasikan dokumen yang benar. Nilai akurasi yang tinggi diperoleh saat banyak data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sesuai kelas sentimen. Perhitungan akurasi dapat dilihat pada Persamaan 3.1.

$$Accuracy = \frac{\text{jumlah sentimen benar}}{\text{jumlah data tes}} \times 100\% \quad (3.1)$$

BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Penelitian

Tahap ini merupakan tahap pengujian sistem, untuk mengetahui performa sistem yang sudah dibangun. Pada penelitian ini pengujian yang digunakan menggunakan akurasi. Berdasarkan hasil pengujian akurasi yang dilakukan maka bisa diketahui parameter yang menghasilkan nilai akurasi terbaik. Dalam penelitian ini data *tweet* yang digunakan sejumlah 10806 *tweet* yang diperoleh dari penelitian [8]. Data tersebut dibagi menjadi tiga polaritas sentimen yaitu sentimen positif, sentimen netral, dan sentimen negatif. Kemudian data *tweet* dibagi kedalam data latih dan data uji.

Setelah dilakukan *preprocessing* dan *word embedding*, dan kemudian klasifikasi LSTM. Untuk menentukan performa model terbaik pada LSTM maka dilakukan *Tuning Hyperparameter*. Performa sistem akan diukur menggunakan akurasi yang dihitung menggunakan nilai dari pengujian pada data uji. Karena keterbatasan sumber daya maka tidak semua kombinasi parameter dapat dilakukan saat pengujian. Jika pengujian parameter pertama telah didapatkan nilai akurasi terbaik, maka akan digunakan dalam pengujian parameter selanjutnya. Pada penelitian ini performa sistem terbaik didapatkan akurasi sebesar 57.35%.

4.2. Pembahasan

Pengujian pada tahap ini menggunakan LSTM. Pada pengujian ini dilakukan *tuning hyperparameter*, untuk melihat performa terbaik yang dihasilkan oleh klasifikasi *tweet* menggunakan LSTM. Pada eksperimen ini parameter yang akan diujikan adalah jumlah neuron, fungsi aktivasi, jumlah *epoch* dan *word2vec*. Tabel 4.1 merupakan nilai parameter yang diuji.

Tabel 4. 1 Nilai Parameter Yang Diuji

Parameter	Nilai
Word2vec	{CBOW, Skip-Gram}
Jumlah Neuron	{100, 150, 200}
Jumlah Epoch	{10, 20, 30}
Fungsi Aktivasi	{Softmax, Sigmoid}

a. Tuning pada *Word2Vec*

Pengujian ini dimulai dengan pengujian *word2vec*, yaitu arsitektur *Continuous Bag-of-Word* (CBOW) dan *skipgram*. Pengujian ini dilakukan untuk melihat arsitektur word embedding terbaik dari model *word2vec*. Pengujian ini dilakukan menggunakan metode *attention based Long Short Term Memory*. Parameter lain menggunakan nilai yang sama untuk jenis *word2vec*. Arsitektur yang menghasilkan akurasi optimal dari model *word2vec* akan digunakan pada pengujian selanjutnya.

Tabel 4. 2 Pengujian Word2Vec pada LSTM

Arsitektur <i>Word2Vec</i>	Waktu (menit)	Akurasi (%)
CBOW	03:25	57.15
Skipgram	03:40	56.35

Berdasarkan Tabel 4.2 dapat disimpulkan bahwa arsitektur CBOW memiliki nilai akurasi lebih baik dari pada arsitektur *skipgram*. Hal ini karena *word2vec* dengan arsitektur CBOW dapat menghasilkan *word embedding* yang lebih baik karena mampu memperhatikan makna semantik dari setiap kata yang ada. Selain itu, CBOW juga cocok digunakan untuk data dengan jumlah besar sehingga CBOW dapat menghasilkan akurasi yang lebih baik.

b. Tuning Jumlah Neuron

Pengujian selanjutnya dilakukan terhadap jumlah *neuron* pada *hidden layer*. Pengujian ini perlu dilakukan untuk mengetahui jumlah *neuron* yang optimal. Dengan asumsi bahwa dengan penambahan jumlah *neuron* maka hasil dari akurasi

akan semakin baik, dan sebaliknya dengan pengurangan jumlah neuron maka hasil akurasi akan menurun. Pada penelitian ini jumlah neuron yang akan diujikan adalah 100, 150, 200. Pengujian jumlah *neuron* dilakukan menggunakan metode LSTM untuk melihat pengaruh jumlah *neuron* terhadap akurasi. Seperti pada pengujian yang sebelumnya, nilai parameter lain akan disamakan.

Tabel 4. 3 Pengujian Jumlah Neuron

Jumlah Neuron	Waktu (menit)	Akurasi (%)
100	2:41	54.1
150	2:50	57.35
200	3:07	57.16

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa jumlah neuron 150 memiliki hasil akurasi optimal yaitu 57.35%. Menurut tuning jumlah neuron yang dilakukan, semakin banyak jumlah *neuron* maka semakin lama pula waktu yang dibutuhkan. Sedangkan, banyaknya jumlah *neuron* tidak menjamin dapat meningkatkan nilai akurasi yang signifikan. Selama pengujian dilakukan belum ada formula khusus yang bisa menentukan jumlah *neuron* yang optimal untuk peningkatan akurasi pada model yang dibuat. Penentuan jumlah *neuron* tergantung pada saat pengujian dilakukan, setelah melakukan percobaan maka akan didapatkan jumlah *neuron* dengan hasil akurasi terbaik.

c. Tuning Jumlah Epoch

Setelah menentukan jumlah neuron, parameter pengujian selanjutnya adalah dengan menentukan jumlah epoch yang akan diujikan. Dalam penelitian ini jumlah epoch yang diujikan adalah 10, 20, 30 sedangkan jumlah neuron adalah 150 dan arsitektur word2vec CBOW.

Tabel 4. 4 Pengujian Jumlah Epoch pada LSTM

Jumlah Epoch	Waktu (menit)	Akurasi (%)
10	1:48	56.12
20	2:35	55.87
30	3:20	57.40

Pada Tabel 4.4 dapat dilihat bahwa pengujian *epoch* tertinggi yaitu pada jumlah *epoch* 30 dengan nilai akurasi sebesar 57.40%. Banyaknya jumlah *epoch* akan mempengaruhi hasil akurasi, akan tetapi peningkatan akurasi tidak signifikan. Sama halnya dengan pengujian *neuron*, semakin banyak jumlah *epoch* semakin lama waktu yang dibutuhkan untuk proses.

d. Tuning Fungsi Aktivasi

Pengujian fungsi aktivasi bertujuan untuk mencari nilai akurasi terbaik. Dalam penelitian ini fungsi aktivasi yang akan diujikan adalah fungsi *softmax* dan *sigmoid*. Untuk parameter lainnya diambil dari nilai parameter yang menghasilkan akurasi terbaik pada masing-masing pengujian sebelumnya yaitu arsitektur CBOW, jumlah *neuron* 150, jumlah *epoch* 30. Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, pada Tabel 4.5 menunjukkan bahwa fungsi aktivasi softmax menghasilkan nilai akurasi terbaik yaitu 57.35% dibandingkan dengan fungsi aktivasi sigmoid dengan akurasi hanya 32.28%.

Tabel 4. 5 Pengujian Fungsi Aktivasi pada LSTM

Fungsi Aktivasi	Waktu (menit)	Akurasi (%)
Softmax	2:55	57.35
Sigmoid	2:42	32.28

Berdasarkan pengujian sebelumnya sudah diperoleh arsitektur *Word2vec* yaitu CBOW, jumlah *neuron* 150, jumlah *epoch* 30, serta fungsi aktivasi softmax didapatkan hasil akurasi sebanyak 57.35%. Hasil terbaik dari pengujian sebelumnya dapat digunakan untuk menguji kinerja LSTM.

4.3. Luaran yang Dicapai

Luaran yang dicapai dalam penelitian ini berupa artikel ilmiah yang telah di submit di Jurnal Nasional Terakreditasi S2 yaitu Jurnal Sistem Informasi Bisnis (JSINBIS) dan draft bahan ajar mata kuliah Big Data.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari penelitian yang telah dilaksanakan, maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penggunaan metode LSTM dalam penelitian ini menguji empat parameter yang digunakan sebagai penentuan model performa yaitu tuning *word2vec*, tuning jumlah epoch, tuning jumlah neuron dan tuning aktivasi.
2. Berdasarkan hasil tuning hyperparameter yang dilakukan menggunakan metode LSTM melalui arsitektur *Word2vec* CBOV, jumlah neuron 150, jumlah epoch 30, serta fungsi aktivasi softmax menunjukkan hasil akurasi sebesar 57,35%.

5.2. Saran

Saran yang dapat disampaikan berdasarkan penelitian yang telah dilaksanakan adalah sebagai berikut:

1. Perlu dilakukan kelanjutan penelitian ini menggunakan metode bi-LSTM
2. Perlu dilakukan kombinasi dengan menerapkan metode tertentu.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. M. Ramadhani and H. S. Goo, "Twitter sentiment analysis using deep learning methods," presented at the th International Annual Engineering Seminar (InAES), Lecture Notes in Computer Science, IEEE, Cham, 2017.
- [2] B. Liu, "Sentiment Analysis and Opinion Mining," p. 168.
- [3] L. Deng, "Deep Learning: Methods and Applications," *Found. Trends® Signal Process.*, vol. 7, no. 3–4, pp. 197–387, 2014, doi: 10.1561/20000000039.
- [4] A. Hassan and A. Mahmood, "Deep learning for sentence classification," in *2017 IEEE Long Island Systems, Applications and Technology Conference (LISAT)*, Farmingdale, NY, USA, May 2017, pp. 1–5, doi: 10.1109/LISAT.2017.8001979.
- [5] M. A. Nurrohmat and A. Sn, "Sentiment Analysis of Novel Review Using Long Short-Term Memory Method," *IJCCS Indones. J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 13, no. 3, p. 209, Jul. 2019, doi: 10.22146/ijccs.41236.
- [6] S. Hochreiter and J. Uergen chmidhuber, "Long Short-Term Memory, Neural Computation," 1997.
- [7] Z. Su, H. Xu, D. Zhang, and Y. Xu, "Chinese sentiment classification using a neural network tool — Word2vec," in *2014 International Conference on Multisensor Fusion and Information Integration for Intelligent Systems (MFI)*, Beijing, China, Sep. 2014, pp. 1–6, doi: 10.1109/MFI.2014.6997687.
- [8] R. Ferdiana, F. Jatmiko, D. D. Purwanti, A. S. T. Ayu, and W. F. Dicka, "Dataset Indonesia untuk Analisis Sentimen," *J. Nas. Tek. Elektro Dan Teknol. Inf. JNTETI*, vol. 8, no. 4, p. 334, Nov. 2019, doi: 10.22146/jnteti.v8i4.533.
- [9] A. R. T. Lestari and M. A. Fauzi, "Analisis Sentimen Tentang Opini Pilkada Dki 2017 Pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Näive Bayes dan Pembobotan Emoji," p. 8.
- [10] F. Nausheen and S. H. Begum, "Sentiment analysis to predict election results using Python," in *2018 2nd International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC)*, Coimbatore, Jan. 2018, pp. 1259–1262, doi: 10.1109/ICISC.2018.8399007.

- [11] Z. Yangsen, J. Yuru, and T. Yixuan, "Study of sentiment classification for Chinese Microblog based on recurrent neural network," *Chin. J. Electron.* 25 4 601–607, 2016.
- [12] F. Ratnawati, "Analisis Sentimen Opini Film Pada Twitter Menggunakan Algoritme Dynamic Convolutional Neural Network," *Univ. Gadjah Mada*, 2017.
- [13] D. Li and J. Qian, "Text Sentiment Analysis Based on Long Short-Term Memory," 2016.
- [14] Fink et.al, "Coarse- and Fine-Grained Sentiment Analysis of Social Media Text", JOHNS HOPKINS APL TECHNICAL DIGEST, volume 30 No 1, 2011
- [15] Rahmawan, A.D., 2018, Analisis Emosi pada Tweet Berbahasa Indonesia tentang Ulasan, *Tesis*, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
- [16] Pustejovsky, J., Stubbs A. (2012). *Natural Language Annotation for Machine Learning*. Beijing: O'Reilly
- [17] A. Zharmagambetov and A. Pak, 2015, Sentiment analysis of a document using deep learning approach and decision trees, Twelve International Conference on Electronics Computer and Computation (ICECCO), pp 1-4
- [18] Rong, X., 2014, word2vec Parameter Learning Explained.
- [19] Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G. dan Dean, J., 2013, Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space.
- [20] Horchreiter dan Schmidhuber, U., 1997, Long Short-Term Memory Neural Computation 9(8):1735-1780.
- [21] Olah, C., 2015, Understanding LSTM Networks.
<http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>.

ORGANISASI PENELITI

No	Nama/Status	Jabatan	Uraian Tugas
1	Sharfina Febbi Handayani, M.Kom /Dosen	Ketua Peneliti	<ul style="list-style-type: none"> a. Mengkoordinasi proses pengambilan data, pengumpulan data, analisis data, penyusunan interpretasi data. b. Mengkoordinasi persiapan instrumen penelitian, perlengkapan penelitian, dan instrumen penunjang. c. Bertanggungjawab dalam mendesain model, dan pengembangan model. d. Mengkoordinasi penyusunan laporan akhir penelitian, publikasi hasil penelitian jurnal nasional terakreditasi. e. Bertanggung jawab terhadap hasil pelaporan penelitian mulai dari laporan harian, laporan kemajuan, laporan akhir dan penggunaan anggaran penelitian.
2	Riszki Wijayatun Pratiwi, S.Kom., M.Cs / Dosen	Anggota Peneliti (1)	<ul style="list-style-type: none"> a. Turut bertanggung jawab dalam proses pengambilan data, pengumpulan data, analisis data, penyusunan interpretasi data. b. Turut bertanggung jawab terhadap hasil pelaporan penelitian mulai dari laporan harian, laporan kemajuan, laporan akhir dan penggunaan anggaran penelitian
3	Mulyana Putriyani / Mahasiswa	Anggota Peneliti (2)	Membantu pengumpulan data, analisis data, dan implementasi <i>metode</i> .

REALISASI ANGGARAN

1. Honorarium					
No.	Pelaksana				Jumlah Honor
1	Honor Pengumpul Data				Rp 300.000
2	Honor Analisis Data (olah data)				Rp 500.000
3	Honor Pengembang Model				Rp 500.000
Sub Total (Rp)					Rp. 1.300.000
2. Bahan Habis Pakai dan Peralatan					
No	Material	Justifikasi Pemakaian	Satuan	Harga Satuan	Jumlah Harga
1	Material 1	Kertas	1 Rim	Rp 55.000	Rp 55.000
3	Material 2	Tinta HP GT-51 Black	1 Botol	Rp 78.000	Rp 78.000
4	Material 3	FC dan Jilid	3 Buah	Rp 35.000	Rp 125.000
5	Material 4	Pulsa Internet	3 Paket	Rp 50.000	Rp 150.000
Sub Total (Rp)					Rp. 408.000
3. Perjalanan					
No.	Justifikasi Pemakaian				Jumlah Harga
1	Estimasi transport operasional penelitian (bahan bakar 3 orang)				Rp. 350.250
Sub Total (Rp)					Rp. 350.250
4. Lain-Lain					
No	Justifikasi Pemakaian				
1	Pembuatan laporan penelitian				Rp. 200.000
2	Publikasi Jurnal Ilmiah Nasional Terakreditasi (S2)				Rp. 750.000
Sub Total (Rp)					Rp 950.000
Jumlah Total					Rp 3.008.250

Ketua P3M
Politeknik Harapan Bersama

Ketua Tim
Pengabdian Kepada Masyarakat

Kusnadi, M.Pd
NIPY. 04.015.217

Sharfina Febbi H., M.Kom.
NIPY. 08.020.451

LAMPIRAN



Yayasan Pendidikan Harapan Bersama
PoliTeknik Harapan Bersama

Kampus I : Jl. Mataram No.9 Tegal 52142 Telp. 0283-352000 Fax. 0283-353353
Kampus II : Jl. Dewi Sartika No. 71 Tegal 52117 Telp. 0283-350567
Website : www.poltektegal.ac.id | Email : sekretariat@poltektegal.ac.id

SURAT KEPUTUSAN
DIREKTUR POLITEKNIK HARAPAN BERSAMA
NOMOR: 098 .05/PHB/V/2021

TENTANG
PENERIMA PENDANAAN HIBAH KOMPETITIF PENELITIAN DAN
PENGABDIAN MASYARAKAT OLEH INSTITUSI
BAGI DOSEN POLITEKNIK HARAPAN BERSAMA
TAHUN ANGGARAN 2020/2021 SEMESTER GENAP

- Menimbang** : a. bahwa untuk meningkatkan kualitas dan kuantitas pelaksanaan penelitian dan pengabdian kepada masyarakat bagi Dosen di Politeknik Harapan Bersama, maka perlu menetapkan kebijakan dalam bidang pendanaan penelitian dan pengabdian kepada masyarakat;
- b. bahwa untuk tertib administrasi keuangan dalam pendanaan penelitian dan pengabdian kepada masyarakat, maka perlu ditetapkan tahapan penyerahan pendanaan oleh institusi untuk hibah kompetitif penelitian dan pengabdian masyarakat kepada Dosen Politeknik harapan Bersama;
- c. bahwa nama-nama yang tercantum dalam lampiran telah lolos kualifikasi untuk menerima pendanaan hibah kompetitif dari Institusi;
- d. berdasarkan pertimbangan sebagaimana dimaksud pada huruf a dan b, dipandang perlu menetapkan Surat Keputusan Direktur Politeknik Harapan Bersama;
- Mengingat** : 1. Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 20 Tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional (Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 2003 Nomor 78, Tambahan Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 2003 Nomor 4301);
2. Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 28 Tahun 2004 tentang Perubahan Undang-Undang Nomor 16 Tahun 2001 tentang Yayasan (Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 2004 Nomor 115, Tambahan Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 2004 Nomor 4430);
3. Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 14 Tahun 2005 tentang Guru dan Dosen (Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 2005 Nomor 157, Tambahan Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 2005 Nomor 4586);
4. Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 12 Tahun 2012 tentang Pendidikan Tinggi (Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 2012 Nomor 158, Tambahan Lembaran Negara Republik Indoneisa Tahun 2012 Nomor 5336);

5. Peraturan Pemerintah..

5. Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 4 Tahun 2014 tentang Penyelenggaraan Pendidikan Tinggi dan Pengelolaan Perguruan Tinggi (Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 2014 Nomor 16, Tambahan Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 2014 Nomor 5500);
 6. Peraturan Menteri Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia Nomor 3 Tahun 2020 tentang Standar Nasional Pendidikan Tinggi (Berita Negara Republik Indonesia Tahun 2020 Nomor 47);
 7. Keputusan Menteri Pendidikan Nasional Republik Indonesia Nomor: 128/D/0/2002 tentang Pemberian Ijin Penyelenggaraan Program-Program Studi dan Pendirian Politeknik Harapan Bersama di Tegal yang Diselenggarakan oleh Yayasan Pendidikan Harapan Bersama di Tegal;
 8. Keputusan Menteri Hukum dan Hak Asasi Manusia Republik Indonesia Nomor: AHU-2674.AH.01.04 Tahun 2012 tentang pengesahan Yayasan Pendidikan Harapan Bersama (Tambahan Berita Negara Republik Indonesia Tanggal 20/6-2014 No. 49);
 9. Keputusan Menteri Riset, Teknologi, dan Pendidikan Tinggi Nomor: 231/KPT/I/2018 tentang Yayasan Pendidikan Harapan Bersama sebagai Badan Penyelenggara Politeknik Harapan Bersama;
 10. Surat Keputusan Yayasan Pendidikan Harapan Bersama Nomor 114.05/YPHB/XII/2020 tentang Statuta Politeknik Harapan Bersama;
- Memperhatikan :** Surat Pemberitahuan Pusat Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (P3M) Nomor: 064.03/P3M.PHB/III/2021 tentang pengajuan dan penerimaan proposal Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat Politeknik Harapan Bersama Semester Genap Tahun Akademik 2020/2021.

MEMUTUSKAN:

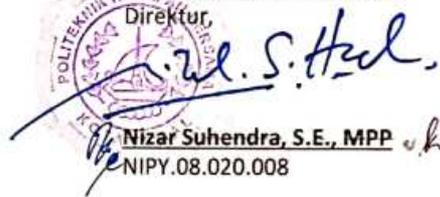
- Menetapkan :** Surat Keputusan Direktur Politeknik Harapan Bersama tentang Penerima Pendanaan Oleh Institusi Untuk Hibah Kompetitif Penelitian dan Pengabdian Masyarakat Bagi Dosen Politeknik Harapan Bersama Tahun Anggaran 2020/2021.
- Pertama :** Menetapkan nama yang tercantum dalam lampiran Keputusan ini sebagai Penerima Pendanaan Oleh Institusi Untuk Hibah Kompetitif Penelitian dan Pengabdian Masyarakat Bagi Dosen Politeknik Harapan Bersama Tahun Anggaran 2020/2021.
- Kedua :**
1. Pemberian bantuan dana penelitian minimal Rp. 2.000.000,- (Dua juta rupiah) per judul;
 2. Pemberian bantuan dana pengabdian kepada masyarakat minimal Rp. 2.000.000,- (Dua juta rupiah) per judul);
 3. Pembayaran dilakukan dengan 2 (dua) tahap, yaitu:
 - a. Pembayaran tahap I sebesar 60% dari total dana yang didapatkan setelah menyerahkan proposal dan perjanjian yang telah ditandatangani oleh Direktur Politeknik Harapan Bersama;
 - b. Pembayaran Tahap II sebesar 30% dari total dana yang didapatkan setelah menyerahkan laporan hasil; dan
 - c. 10% dari total dana yang didapatkan diserahkan kepada P3M.

- Ketiga : Dosen yang melaksanakan Penelitian dan/atau Pengabdian Kepada Masyarakat wajib menyerahkan laporan hasil kepada Direktur dan Wakil Direktur I melalui Pusat Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (P3M), meliputi:
- a. Laporan penelitian sebanyak 2 (dua) eksemplar;
 - b. Softcopy Jurnal;
 - c. Softcopy.
- Keempat : Semua produk hasil penelitian dan pengabdian masyarakat termasuk Paten menjadi hak milik Politeknik Harapan Bersama.
- Kelima : Surat Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan dan apabila di kemudian hari terdapat kekeliruan akan diadakan perbaikan sebagaimana mestinya.

Ditetapkan di: Tegal

Pada tanggal: 31 Mei 2021

Direktur,



Nizar Suhendra, S.E., MPP

NIPY.08.020.008

Lampiran : Surat Keputusan Direktur Politeknik
Harapan Bersama

Tentang : Penerima Pendanaan Oleh Institusi
Untuk Hibah Kompetitif Penelitian dan
Pengabdian Masyarakat Bagi Dosen
Politeknik Harapan Bersama Tahun
Anggaran 2020/2021 Semester Genap

Nomor : 098 .05/PHB/V/2021

Tanggal : 31 Mei 2021

**Daftar Penerima Bantuan Biaya Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat
Bagi Dosen Program Studi Sarjana Terapan Politeknik Harapan Bersama
Tahun Akademik 2020/2021 Semester Genap**

NO	KETUA	JUDUL	PRODI	SKEMA	NOMINAL
1	Ghea Dwi Rahmadiane, S.E., M.Si. Arifany Ferida, S.E., M.Si. Nizar Fahrezi Majid	Upaya Inovasi Dan Kreativitas Pelaku UMKM Kota Tegal Di Masa Pandemi Covid-19	Sarjana Terapan Akuntansi Sektor Publik	Penelitian	Rp. 3,271,000
2	Nurul Mahmudah, S.E., M. Si., AK, CA Yusri Anis Faidah, S.E., M. Si. Laelatul Maghfiroh	Transparansi Dan Akuntabilitas Dalam Pengelolaan Anggaran Pendapatan Dan Belanja Desa (Apbdes) (Studi Kasus: Desa Banjaranyar Kecamatan Brebes Kabupaten Brebes)	Sarjana Terapan Akuntansi Sektor Publik	Penelitian	Rp. 3,228,500
3	Dwi Intan Af'idah, S.T., M. Kom, Dairoh, M.Sc. Susni Nurindah sari	<i>Bidirectional Long Short Term Memory Dan Word2vec</i> Untuk Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Destinasi Wisata Pulau Bali	Sarjana Terapan Teknik Informatika	Penelitian	Rp. 3,457,000
4	Dega Surono Wibowo, ST, M.Kom. Ardi Susanto, S.Kom., M.Cs. Khibar Pusaka	Analisis Dan Pengujian Celah Keamanan Pada Website DIV Teknik Informatika Politeknik Harapan Bersama	Sarjana Terapan Teknik Informatika	Penelitian	Rp. 2,814,000
5	Sharfina Febbi Handayani M.Kom. Riszki Wijayatun Pratiwi, S.Kom., M.Cs. Mulyana Putriyani	Analisis Sentimen Pada Data Ulasan <i>Twitter</i> Dengan Menggunakan <i>Long Short Term Memory</i>	Sarjana Terapan Teknik Informatika	Penelitian	Rp. 3,342,500
6	Dyah Apriliani, ST, M.Kom. Hepatika Zidny Ilmadina, S. Pd., M. Kom. Nurlaela	Sentiment Analysis Penilaian Toko Online Menggunakan <i>Naive Bayes</i> Dan <i>Neural Network</i>	Sarjana Terapan Teknik Informatika	Penelitian	Rp. 3,314,000
7	Taufiq Abidin, S.Pd, M. Kom. Slamet Wiyono, S.Pd., M. Eng. Agung Iswanto.	Implementasi Algoritma Nrf Dalam <i>Recommender System Berbasis Content</i> Dan <i>Collaborative Filtering</i> Sebagai Strategi Bisnis UMKM	Sarjana Terapan Teknik Informatika	Penelitian	Rp. 3,242,500

Lampiran: Surat Keputusan Direktur Politeknik
Harapan Bersama

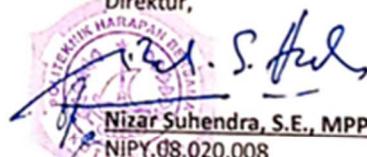
Tentang : Penerima Pendanaan Oleh Institusi
Untuk Hibah Kompetitif Penelitian dan
Pengabdian Masyarakat Bagi Dosen
Politeknik Harapan Bersama Tahun
Anggaran 2020/2021 Semester Genap

Nomor : 038 .05/PHB/V/2021

Tanggal : 31 Mei 2021

13	Slamet Wiyono, S. Pd., M. Eng Dega Surono Wibowo, S.T., M. Kom, Riszki Wijayatun Pratiwi, S.Kom., M.Cs. Naimatul Maulidiah Getar Dewantara Agung Iswanto	Pemanfaatan Teknik <i>Scraping</i> Data Untuk Perencanaan Usaha Jualan Online Menggunakan <i>Marketplace</i>	Sarjana Terapan Teknik Informatika	PKM	Rp. 2,900,000
14	Muhammad Fikri Hidayattullah, S.T., M.Kom. Dega Surono Wibowo, S.T., M. Kom. Ardi Susanto, S.Kom., M.Cs. Alfin Auzikri Wildan Sania Alfiansyah	Pengenalan <i>Software</i> Al- Mausu'ah Al-Hadits Bagi Santri Madrasah Fiqih Sumber Ilmu Dalam Melakukan Studi Takhrij Hadits	Sarjana Terapan Teknik Informatika	PKM	Rp. 2,787,500

Direktur,


Nizar Suhendra, S.E., MPP
NIPY.08.020.008

Lampiran 2 Bukti Submit Luaran

[Home](#) / [User](#) / [Author](#) / [Active Submissions](#)

Active Submissions

[Active \(1\)](#) | [Archive \(0\)](#) | [New Submission](#)

ID	MM-DD Submit	Sec	Authors	Title	Status
40634	10-08-2021	RAC	Handayani	Analisis Sentimen Data Ulasan Twitter Menggunakan Metode...	Awaiting assignment

1 - 1 of 1 Items

Refbacks

[All](#) | [New](#) | [Published](#) | [Ignored](#)

Date Added	Hits	URL	Article	Title	Status	Action
------------	------	-----	---------	-------	--------	--------

There are currently no refbacks.

[Publish](#) | [Ignore](#) | [Delete](#) | [Select All](#)

#40634 Summary

[Summary](#) | [Review](#) | [Editing](#)

Submission

Authors	Sharfina Febbi Handayani
Title	Analisis Sentimen Data Ulasan Twitter Menggunakan Metode Long Short-Term Memory
Original file	40634-125267-1-SM.docx 10-08-2021
Supp. files	40634-125268-1-SP.csv 10-08-2021 Add a Supplementary File
Submitter	Sharfina Febbi Handayani
Date submitted	August 10, 2021 - 08:45 PM
Section	Research Articles
Editor	None assigned

Status

Status	Awaiting assignment
Initiated	10-08-2021
Last modified	10-08-2021

Analisis Sentimen Data Ulasan Twitter Menggunakan Metode *Long Short-Term Memory*

Sharfina Febbi Handayani^{a,*}, Riszki Wijayatun Pratiwi^a, Dairoh^a,
Dwi Intan Af'idah^a, Mulyani Putriyani^a

^a Program Studi Teknik Informatika Politeknik Harapan Bersama Tegal

Abstract

Recently the development of social media has made it easier for people to disseminate information. One form of information in question is the freedom to express opinions on social media. In recent years, there has been an increase in research related to sentiment analysis in review texts which aims to determine the polarity of opinion on social media. One of the methods that can be applied in sentiment analysis of review texts is the Long Short-Term Memory method. This study aims to classify the Indonesian Twitter review text based on positive, neutral, and negative sentiments using the LSTM method and the testing process is carried out based on the calculation of the hyperparameter tuning accuracy value. The parameters used to test the accuracy value are *word2vec*, the number of *neurons*, the number of *epochs*, and the activation function. Based on the assessment, LSTM optimal performance test results of this research obtained by tuning the architecture CBOW *word2vec* with 57.15% accuracy, tuning the number of neurons at 150 shows the value of accuracy of 57.35%, tuning epoch number of 30 indicates the value of accuracy of 57.40%, and tuning function Softmax activation shows an accuracy value of 57.35%.

Keywords: *sentiment; reviews; twitter; LSTM*

Abstrak

Dewasa ini perkembangan media sosial telah memudahkan masyarakat dalam menyebarkan informasi. Salah satu bentuk informasi yang dimaksud berupa kebebasan dalam menyampaikan opini di media sosial. Pada beberapa tahun terakhir telah terjadi peningkatan penelitian terkait analisis sentimen pada teks ulasan yang bertujuan untuk mengetahui polaritas opini pada media sosial. Salah satu metode yang dapat diterapkan dalam analisis sentimen teks ulasan adalah metode *Long Short-Term Memory* (LSTM). Penelitian ini bertujuan untuk melakukan pengklasifikasian terhadap teks ulasan twitter Bahasa Indonesia berdasarkan sentimen positif, netral, dan negatif dengan menggunakan metode LSTM dan proses pengujiannya dilakukan berdasarkan perhitungan dari nilai akurasi tuning *hyperparameter*. Adapun parameter yang digunakan untuk menguji nilai akurasi yaitu *word2vec*, jumlah *neuron*, jumlah *epoch*, dan fungsi aktivasi. Hasil pengujian kinerja LSTM yang optimal dari penelitian ini diperoleh berdasarkan *tuning* arsitektur *word2vec* CBOW dengan akurasi 57,15%, tuning jumlah *neuron* sebanyak 150 menghasilkan nilai akurasi 57,35%, tuning jumlah *epoch* sebesar 30 menghasilkan nilai akurasi 57,40%, serta tuning fungsi aktivasi *softmax* menghasilkan nilai akurasi sebesar 57,35%.

Kata kunci: *sentimen; ulasan; twitter; LSTM*

1. Pendahuluan

Media sosial menjadi salah satu layanan internet yang mengalami peningkatan popularitas dan telah berhasil mengubah cara seseorang dalam mengekspresikan suasana hati dan pemikiran. Melalui media sosial, masyarakat mudah dalam memberikan komentar, mengungkapkan sebuah opini, melakukan percakapan secara daring dan dapat dengan leluasa menyebarkan informasi. Data yang dihasilkan media sosial semakin bertambah seiring bertambahnya jumlah pengguna. Masyarakat dapat memanfaatkan data yang telah dihasilkan media sosial untuk tujuan tertentu, salah satunya mendapatkan ulasan dari media sosial tersebut. Penanganan terkait pengolahan informasi dan opini *tweet* perlu algoritma dan program tertentu untuk mengolah dan menganalisis data terkait opini pengguna media sosial yang sering kali dikenal dengan istilah analisis sentimen (Ramadhani & Goo, 2017).

Analisis sentimen atau *opinion mining* merupakan area studi yang menganalisis opini, evaluasi, sikap, sentimen, dan emosi seseorang dari bahasa dan tulisan. Analisis sentimen dilakukan untuk menilai ulasan terhadap suatu objek apakah cenderung bernilai positif atau negatif (Liu, 2014). Salah satu teknik pada machine learning yang memanfaatkan banyak layer pengolahan Informasi non-linier untuk melakukan ekstraksi fitur, pengenalan pola, dan klasifikasi adalah deep learning (Deng, 2014).

Penggunaan teknik *deep learning* pada analisis sentimen teks berbahasa Indonesia telah dilakukan oleh beberapa peneliti dengan menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM). Metode ini sebelumnya telah digunakan dalam penelitian (Hasan dan Mahmood, 2017) dan penelitian yang dilakukan (Nurrohmat & Sn, 2019) dalam melakukan analisis sentimen yang menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode konvensional.

*) Penulis korespondensi: sharfina.handayani@poltektegal.ac.id

Salah satu media sosial yang populer digunakan sebagai sumber data dalam analisis teks adalah Twitter. Salah satu alasan mengapa Twitter sering kali digunakan sebagai sumber data pada analisis teks karena memiliki struktur yang sesuai untuk memudahkan analisis. Oleh karena itu pada penelitian ini penulis menggunakan Twitter sebagai sumber datasetnya.

Berdasarkan latar belakang permasalahan yang telah dijelaskan, penelitian ini menerapkan pendekatan deep learning yaitu metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam melakukan analisis sentimen pada ulasan tweet berbahasa Indonesia. LSTM merupakan varian dari Recurrent Neural Network (RNN). LSTM dapat mengingat Informasi jangka panjang dan menggantikan simpul RNN pada hidden layer dengan sel yang dirancang untuk menyimpan informasi. LSTM menggunakan tiga gerbang yaitu input, forget, dan output untuk mengendalikan penggunaan dan update informasi teks terdahulu. Sel memori dan tiga gerbang dirancang untuk memungkinkan LSTM membaca, menyimpan, dan memperbaharui Informasi terdahulu sehingga bisa mengatasi masalah RNN (Hochreiter dan Schmidhuber, 1997). Adapun untuk proses ekstraksi fitur pada penelitian ini menggunakan *word2vec* karena dapat mempelajari representasi vector kata di ruang vektor dimensi tinggi dan menghitung jarak cosine antar kata sehingga model ini dapat menemukan hubungan semantis antar kata dalam dokumen (Su et al, 2014).

Melalui penelitian ini penulis hendak mengkaji model *text mining* dengan menggunakan *deep learning* khususnya metode LSTM (*Long Short Term Memory*) pada sentiment data ulasan twitter berbahasa Indonesia. Selain itu, melalui penelitian ini penulis juga hendak mengetahui tingkat akurasi penggunaan metode LSTM dalam melakukan klasifikasi teks.

2. Kerangka Teori

2.1. Kajian Penelitian Terdahulu

Analisis sentimen merupakan cabang dari *text mining* yang fokus utamanya menganalisa dokumen teks (Lestari dan Fauzi, 2017). Analisis sentimen dapat juga didefinisikan sebagai aktivitas untuk mengevaluasi pendapat masyarakat dengan cara menulis atau dari subjek lain yang berkaitan dengan beberapa topik (Nausheen dan Begum, 2018).

Pada literatur sebelumnya terdapat penelitian yang menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) dalam melakukan klasifikasi sentimen terhadap dataset Chinese microblog pada NLPCC2013. Dataset tersebut dilakukan representasi korpus data ke dalam bentuk vektor dengan *Continuous Bag of Word* (CBOW) dan setelah dilakukan pengujian didapatkan bahwa hasil dengan metode RNN (68,293%) memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode Naive Bayes (67,222%) lalu selanjutnya penelitian ini melakukan analisis sentimen terhadap data twitter menggunakan metode deep learning *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Dynamic Convolutional Neural Network* (DCNN), hasil akhir penelitian ini menunjukkan metode deep learning lebih baik daripada metode tradisional (Yangsen et.al., 2016).

Kajian penelitian analisis sentimen menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) juga telah dilakukan oleh Li dan Qian (2016) yaitu dengan membandingkan metode LSTM dengan metode Recurrent Neural Network (RNN) pada tiga dataset yang berbeda (JD.com, CTRIP, dan ulasan film berbahasa inggris). Hasil pengujian penelitian ini menunjukkan metode LSTM memiliki akurasi yang lebih baik dari metode RNN. Penggunaan metode LSTM uga telah menghasilkan error rate terbaik dengan persentase 14,3% untuk dataset SSTb dan 11,32% untuk dataset IMDB dibandingkan dengan metode tradisional (Hasan dan Mahmood, 2017).

Penelitian lain yang mengkaji metode serupa telah dilakukan oleh Ratnawati (2017) dengan melakukan analisis sentimen terhadap data opini film berbahasa Indonesia pada twitter. Pengklasifikasian sentimen dalam penelitian ini menggunakan metode *Dynamic Convolutional Neural Network* (DCNN). Hasil dari penelitian ini memiliki akurasi yang lebih baik dalam melakukan analisis dibandingkan dengan metode Naive Bayes.

2.2. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan bidang ilmu yang menganalisis opini, sentimen, evaluasi, sikap dan emosi seseorang yang diungkapkan dengan Bahasa tulisan. Pada analisis sentimen mencakup beberapa aspek yang berbeda seperti *emotion analysis*, *opinion extraction*, *sentiment mining*, *subjectivity analysis*, *affected analysis*, *emotion analysis*, *review mining* (Liu, 2015). Menurut Fink (2011) dalam artikelnya yang berjudul *Coarse and Fine Grained Sentiment Analysis of Social Media Text* menyebutkan bahwa analisis sentimen bisa dimengerti pada beberapa level yaitu level dokumen, paragraf, kalimat atau klausa. Adapun level yang terdapat pada sumber datanya membagi analisis sentimen menjadi dua kategori yaitu level *Coarse-grained sentiment analysis* dan level *fine-grained sentiment analysis*.

2.3 Twitter

Twitter merupakan salah satu media sosial yang memberikan akses kepada pengguna agar bisa mengekspresikan segala sesuatu yang terjadi dan memberikan (Rahmawan, 2018). *Twitter* juga memberikan

kemudahan kepada pengguna ketika akan mengakses data Twitter dengan API Twitter. Akan tetapi ketika melakukan pengambilan data Twitter membatasi jumlah data *tweet* yang diambil dalam satu jam.

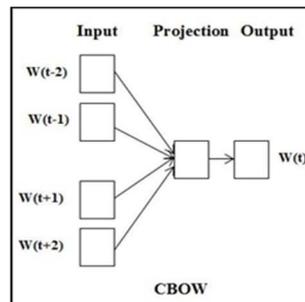
2.4 Natural Language Processing

Natural Language Processing (NLP) merupakan sebuah proses ekstraksi teks bebas untuk mengetahui maknanya secara menyeluruh. Pada NLP menggunakan teknik linguistik yaitu *Part-of-Speech* dan struktur gramatikal. *Part-of-Speech* terdiri dari kata benda (noun), kata sifat (adjective), kata kerja (verb) dan lain-lain, sedangkan struktur gramatikal tersusun atas ungkapan preposisi atau ungkapan kata benda atau hubungan saling ketergantungan layaknya subjek dari atau objek (Nurrohmat, 2019). Adapun menurut Pustejovsky, J., Stubbs A, beberapa area utama penelitian dari NLP terdiri dari lima bagian yaitu *Question Answering Systems (QAS)*, *Summarization*, *Machine Translation*, *Speech Recognition* dan *Document Classification*.

2.5 Word2Vec

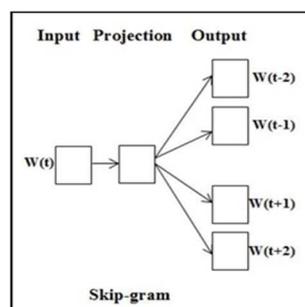
Word2vec merupakan implementasi dari jaringan syaraf tiruan yang mempelajari representasi terdistribusi kata. Vektor adalah kata terdistribusi yang kuat dan bisa digunakan dalam memprediksi kata serta terjemahan (ZharMagambetov & Pak, 2015). *Word2vec* merupakan sekelompok model yang digunakan untuk menghasilkan *word embedding*. Representasi vektor dari pembelajaran kata dengan menggunakan model *word2vec* telah terbukti membawa makna semantik dan berguna dalam berbagai tugas NLP (Rong, 2018). Pada penelitian sebelumnya (Nurrohmat, 2019) telah disampaikan bahwa *word2vec* mempunyai dua lapisan jaringan syaraf yang memproses teks. *Input* adalah *corpus* dan *output*-nya berupa satu *set vector*. Satu *set vector* yang dimaksud yaitu fitur vektor untuk kata-kata dalam *corpus* tersebut. *Word2vec* bukanlah jaringan syaraf yang mendalam, *word2vec* hanya menggunakan satu lapisan tersembunyi.

Adapun penelitian lain yang dilakukan (Mikolov et al, 2013) menyampaikan *word2vec* mempunyai dua buah arsitektur yang berbeda yaitu *Continuous Bag-of-word (CBOW)* dan *skip-gram*. Tujuan pada metode CBOW untuk memprediksi kata yang diberikan oleh kata-kata disekitarnya. Arsitektur CBOW ketika memprediksi kata pada konteks diilustrasikan pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Arsitektur CBOW

Berbeda dengan CBOW, *skip-gram* justru menghasilkan jendela kata yang diberikan oleh kata tunggal. Ilustrasi arsitektur *skip-gram* dalam memprediksi kata yang diberikan oleh kata disekitarnya disajikan pada Gambar 2 berikut.



Gambar 2. Arsitektur *Skip-gram*

Kedua arsitektur *word2vec* tersebut menggunakan jaringan syaraf tiruan sebagai algoritma. Awalnya setiap kata yang terdapat kosakata merupakan vektor acak N dimensi. Selama proses training data, lapisan input memiliki banyak neuron karena mewakili dari kata-kata yang terdapat didalam kosakata. Ukuran lapisan tersembunyi disesuaikan jumlahnya sesuai dengan dimensi vektor kata yang nantinya dihasilkan. Ukuran lapisan *outputnya* mempunyai ukuran yang sama dengan lapisan *input*.

Diasumsikan bahwa V merupakan jumlah kosakata yang digunakan untuk pembelajaran vektor kata dan N merupakan dimensi vektor kata, koneksi dari lapisan *input* ke lapisan tersembunyi dapat direpresentasikan oleh matriks W_1 yang mempunyai ukuran $V \times N$ dengan setiap baris mewakili sebuah kata dari kosakata. Menggunakan cara yang sama, koneksi dari lapisan tersembunyi ke lapisan *output* dapat direpresentasikan oleh matriks W_0 dengan ukuran $N \times V$. Dalam hal ini, setiap kolom dari W_0 matriks merupakan kata dari kosakata yang diberikan. Input yang diberikan ke jaringan dikodekan menggunakan representasi “*1-out of-V*” yang berarti bahwa hanya satu baris input yang nilainya bernilai satu dan sisanya dari jalur input diatur ke nol (Lestari et al, 2017). *Output* pada *neuron* lapisan tersembunyi dapat dihitung dengan persamaan (1) berikut.

$$H = X * W_1 \quad (1)$$

Keterangan:

H : *hidden layer*

X : *input neuron* sebelumnya

W_1 : matriks

Output dari *neuron* tersembunyi yaitu vektor H meniru bobot dari baris kedua matriks dari W_1 hal ini dikarenakan input yang diberikan ke jaringan dikodekan menggunakan representasi “*1-out of-V*” yang berarti bahwa hanya satu baris masukan yang nilainya bernilai satu dan sisanya dari jalur input diatur ke nol. Jadi fungsi dari input ke koneksi lapisan tersembunyi pada dasarnya adalah dengan menyalin vektor kata input ke lapisan tersembunyi, kemudian untuk *output* dari lapisan tersembunyi didapat dari persamaan (2) berikut.

$$O = H * W_0 \quad (2)$$

Keterangan:

O : *output*

H : *hidden layer*

W_0 : matriks

Selanjutnya untuk menghasilkan probabilitas untuk kata-kata, *word2vec* menggunakan fungsi *softmax* pada lapisan *output* sehingga probabilitas untuk delapan kata-kata dalam *corpus* dapat dihitung menggunakan persamaan (3) berikut.

$$y_k = P_r (kata_k | kata_{context}) = \frac{\exp(k)}{\sum_m \exp(n)} \quad (3)$$

Keterangan:

y_k : probabilitas kata

$kata_k$: kata pada *corpus*

$kata_{context}$: target kata pada *corpus*

k : nilai *output layer* target

n : nilai *output layer*

2.6. Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory merupakan salah satu varian dari *Recurrent Neural Network* (RNN). LSTM dapat mengikat informasi dengan jangka panjang. LSTM menggantikan simpul RNN di *hidden layer* dengan sel LSTM yang dirancang untuk menyimpan informasi terdahulu. LSTM menggunakan tiga gerbang yaitu *input gate*, *forget gate* dan *output gate* untuk mengendalikan penggunaan dan *update* informasi teks terdahulu. Sel memori dan tiga gerbang dirancang untuk memungkinkan LSTM membaca, menyimpan dan memperbaharui informasi (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). Berbeda dengan arsitektur RNN konvensional, LSTM dikembangkan sebagai solusi dari masalah *vanishing gradient* yang biasa ditemui pada RNN konvensional. Gradien yang semakin mengecil sampai *layer* terakhir sehingga nilai bobot tidak berubah dan menyebabkan proses *training* tidak pernah konvergen. Sebaliknya gradien yang semakin membesar sehingga nilai bobot pada beberapa *layer* juga membesar sehingga algoritma optimasi menjadi divergen disebut *exploding gradients*. RNN konvensional tidak bisa mengingat hal-hal yang telah terjadi di jaringan dalam jangka waktu yang terlalu lama. Gerbang *gate* LSTM memungkinkan *memory cell* untuk menyimpan dan mengakses informasi dalam jangka waktu yang lebih lama, sehingga mengurangi masalah *vanishing gradient*.

Colah (2015) dalam tulisannya menyebutkan langkah utama pada LSTM menentukan apakah informasi dari input X_{t-1} dan X_t bisa lewat atau tidak dari *cell state*. Keputusan tersebut dibuat oleh lapisan sigmoid yang disebut “*forget gate*”. Output 1 artinya “boleh lewat” dan 0 artinya “lupakan informasi”. Nilai *forget gate* dihitung dengan persamaan (4).

$$f_t = \sigma (W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (4)$$

Lalu langkah selanjutnya adalah menentukan informasi baru apa yang akan disimpan di *cell state*. Pertama lapisan sigmoid yang disebut *input gate* yang menentukan bagian mana yang akan di *update*. Kemudian lapisan *tanh* yang membuat vektor nilai kandidat baru, c_t , yang bisa ditambahkan pada *cell state*. Setelah itu di gabungkanlah keduanya untuk membuat *update* ke *state*. Menghitung nilai *input gate* pada persamaan (5) dan nilai kandidat baru pada persamaan (6).

$$i_t = \sigma (W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (5)$$

$$\tilde{c}_t = \tanh (W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (6)$$

Setelah menghitung nilai *input gate* kemudian langkah selanjutnya memperbarui *cell state* yang lama, C_{t-1} ke *cell state* baru C_t Dengan mengalihkan *cell state* lama dengan *forget gate* f_t kemudian ditambah $i_t * \tilde{c}_t$. Penjelasan ini dapat dilihat pada Persamaan (7).

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{c}_t \quad (7)$$

Langkah terakhir yaitu *output gate*. Jalankan lapisan sigmoid yang menentukan sel mana yang akan menjadi *output*, lalu tempatkan *cell state* melalui *tanh* dan memperbanyak *output* dari sigmoid *gate*, sehingga hanya bagian yang kita tentukan yang menjadi *output*. Perhitungan *output gate* dengan persamaan (8) dan persamaan (9).

$$O_t = \sigma (W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (8)$$

$$h_t = O_t * \tanh (C_t) \quad (9)$$

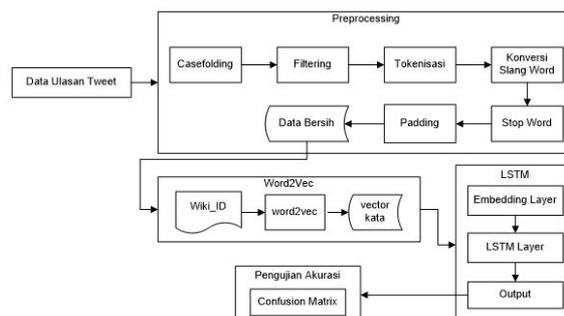
3. Metode

Data yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah data *review tweet* dari penelitian sebelumnya (Ferdiana et al, 2019). Alat yang digunakan pada penelitian ini berupa laptop dengan spesifikasi Processor Intel (R) Core (TM) i3-3110M CPU @2,40GHz (4CPUs), ~2,4GHz, RAM 8192 MB dan sistem operasi Windows 10 Pro 64-bit serta bahasa pemrograman Python versi 3.6.

3.1 Alur Penelitian

Tahapan penelitian diawali dengan menggunakan informasi yang sudah diperoleh dari penelitian sebelumnya. Rancangan sistem yang akan diusulkan pada penelitian ini adalah *attention based long short term memory* (LSTM) untuk data *review twitter*. Data yang dibutuhkan pada penelitian terdiri dari dua jenis, yaitu data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk mengklasifikasikan opini pada kelas sentimen. Sedangkan data uji digunakan untuk mengukur sejauh mana *classifier* berhasil melakukan klasifikasi dengan benar.

Penelitian ini dimulai dari *preprocessing* data yang terbagi menjadi beberapa tahapan meliputi *casefolding*, *filtering*, tokenisasi, konversi *slang word*. Tahapan selanjutnya setelah proses *preprocessing* adalah *word2vec* yang bertujuan untuk mengkonversi kata menjadi *vector*. Berikutnya tahapan implementasi model dan pengujian model menggunakan *confusion matrix*. Tahapan penelitian disajikan pada Gambar 3 berikut.



Gambar 3. Alur Penelitian

3.2 Rancangan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan data *twitter*, dimana data tersebut sudah digunakan pada penelitian sebelumnya (Ferdiana et al, 2019). Pada Tabel 1 ditunjukkan pengelompokan kelas sentimen terhadap kelas emosi positif, netral, dan negatif.

Tabel 1. Kelas Sentimen

Text	Kelas Emosi
kalau aku berjuang terus sampai akhir aku pasti akan menemukan jalannya	Positif
apakah sudah templatnya kalau udah jadi mamah mamah tuh kalau ada bagi2 hadiah atau apapun bilang aku satu lagi dong	Netral
Aku baru liat trailernya kok gak mudeng otak kiriku ya	Negatif

Tahapan *preprocessing* yaitu mengolah data review agar lebih mudah dalam melakukan proses selanjutnya. Pada *preprocessing* terdapat beberapa tahapan yang harus dilakukan yaitu *casefolding*, *filtering*, *tokenisasi*, dan *konversi slang word*.

Tahapan pertama *preprocessing* dimulai dengan *casefolding* yang dapat membuat teks konsisten dalam penggunaan huruf. Tahapan ini bertujuan untuk mengubah karakter huruf di dalam komentar menjadi karakter huruf kecil semua.

Tahapan kedua dalam *preprocessing* merupakan *filtering*, pada proses ini dilakukan penyesuaian dengan menghilangkan karakter khusus dan review seperti tanda karakter lainnya (\$, %, *, dan sebagainya). Proses ini juga menghilangkan kata yang tidak sesuai pada hasil parsing contohnya username yang diawali disimbol "@", hastag "#", *Uniform Resource Locator* (URL), dan emoticon. Tanda/symbol atau angka dihilangkan karena tidak banyak berpengaruh pada penentuan label.

Tahapan ketiga yaitu *tokenisasi* yang berfungsi untuk memecah *review* menjadi satuan kata. Proses *tokenisasi* dilakukan dengan melihat setiap spasi yang ada dalam *review* yang selanjutnya dari spasi tersebut dihasilkan kata-kata yang dapat dipisahkan.

Setelah *tokenisasi* maka tahapan selanjutnya merupakan *konversi slang word* berupa proses mengubah kata tidak baku menjadi kata baku. Tahap ini dilakukan dengan menggunakan bantuan kamus *slang word* dan padanan dalam kata baku. Tahapan ini akan memeriksa kata yang terdapat dalam kamus *slang word* atau tidak. Jika kata tidak baku terdapat dalam kamus *slang word* maka kata tidak baku tersebut akan diubah ke kata baku yang terdapat dalam kamus *slang word*.

3.3 Word2vec

Input dari *word2vec* adalah kalimat opini berbahasa Indonesia yang telah melalui tahap *tokenisasi* dan kalimat tersebut akan diproses menjadi input vektor menggunakan *word2vec*. *Word2vec* bertujuan untuk mempelajari pemetaan setiap kata pada *vocabulary* ke dimensi vektor. Pada tahap ini, *word2vec* digunakan dalam memproses teks. *Input* berupa korpus kata dari hasil *preprocessing* dan *output* yang dihasilkan berupa satu set vektor.

Pertama korpus diambil data dari Wikipedia bahasa Indonesia yang diubah menjadi format teks. Lalu korpus tersebut akan di *training* menggunakan *word2vec*. Setiap kata pada model ini diwakili oleh vektor dari m dimensi. Lalu data *review* yang sudah melalui proses *preprocessing* harus dikonversi ke dalam format numerik.

Data *review* yang sudah dibagi dalam proses token direpresentasikan pada model *word2vec*. Jika token dapat ditemukan pada model *word2vec* (memiliki representasi vektor untuk sebuah kata), maka akan digunakan vektor *word2vec* tersebut untuk mewakili token. Namun jika token tidak ditemukan pada model, maka akan diganti dengan vektor nol. Kemudian input akan menjadi vektor dimensi $n \times m$ dimana n adalah jumlah kata maksimum pada *review* dan m adalah dimensi vektor kata. Sebagai contoh *review* terpanjang memiliki 6 kata dan model *word2vec* 100 dimensi, maka input menjadi $6 \times 100 = 600$ dimensi.

3.4 Implementasi LSTM

Pada tahapan implementasi LSTM ini dibuat program komputer berdasarkan rancangan dan analisis menggunakan bahasa pemrograman python 3.6. Keseluruhan implementasi program yang telah dibuat selanjutnya dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur performa klasifikasi dokumen terhadap satu kelas atau lebih. Akurasi merupakan ukuran dari seberapa baik model bisa mengklasifikasikan dokumen yang benar. Nilai akurasi yang tinggi diperoleh saat banyak data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sesuai kelas sentimen. Perhitungan akurasi dapat dilihat pada persamaan (10) berikut.

$$Accuracy = \frac{\text{jumlah sentimen benar}}{\text{jumlah data tes}} \times 100\% \quad (10)$$

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil

Tahap ini merupakan tahap pengujian sistem, untuk mengetahui performa sistem yang sudah dibangun menggunakan pengujian akurasi. Berdasarkan hasil pengujian akurasi yang dilakukan maka dapat diketahui parameter yang menghasilkan nilai akurasi terbaik. Dalam penelitian ini data *tweet* yang digunakan sejumlah 10806 *tweet* yang diperoleh dari penelitian sebelumnya (Ferdiana et al., 2019). Data tersebut dibagi menjadi tiga polaritas sentimen yaitu sentimen positif, sentimen netral, dan sentimen negatif. Kemudian data *tweet* dibagi ke dalam data latih dan data uji.

Pada pengujian ini dilakukan *tuning* parameter, untuk melihat performa terbaik yang dihasilkan oleh klasifikasi *tweet* menggunakan LSTM. Pada penelitian ini parameter yang diujikan adalah jumlah neuron, fungsi aktivasi, jumlah *epoch* dan *word2vec*. Masing-masing nilai parameter yang digunakan untuk pengujian ini disajikan pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Nilai Parameter Yang Diuji

Parameter	Nilai
Word2vec	{CBOW, Skip-Gram}
Jumlah Neuron	{100, 150, 200}
Jumlah Epoch	{10, 20, 30}
Fungsi Aktivasi	{Softmax, Sigmoid}

4.2 Pembahasan

4.2.1 Tuning Pada Word2vec

Tahap pengujian dimulai dengan pengujian *word2vec*, yaitu arsitektur *Continuous Bag-of-Word* (CBOW) dan *skipgram*. Pengujian ini dilakukan untuk melihat arsitektur *word embedding* terbaik dari model *word2vec*. Proses ini dilakukan menggunakan metode *attention based Long Short Term Memory*. Arsitektur yang menghasilkan akurasi optimal dari model *word2vec* akan digunakan pada pengujian selanjutnya.

Berdasarkan Tabel 3 dapat diperoleh hasil bahwa arsitektur CBOW memiliki nilai akurasi lebih baik dari pada arsitektur *skipgram*. Hal ini karena *word2vec* dengan arsitektur CBOW dapat menghasilkan *word embedding* yang lebih baik karena mampu memperhatikan makna semantik dari setiap kata yang ada. Selain itu, arsitektur CBOW juga cocok digunakan untuk data dengan jumlah besar. Sehingga CBOW dapat menghasilkan akurasi yang lebih baik.

Tabel 3. Pengujian *Word2Vec* pada LSTM

Arsitektur <i>Word2Vec</i>	Waktu (menit)	Akurasi (%)
CBOW	03:25	57.15
Skipgram	03:40	56.35

4.2.2 Tuning Jumlah Neuron

Pengujian selanjutnya dilakukan terhadap jumlah *neuron* pada *hidden layer*. Pengujian ini perlu dilakukan untuk mengetahui jumlah *neuron* yang optimal. Dengan asumsi bahwa dengan penambahan jumlah *neuron* maka hasil dari akurasi akan semakin baik, dan sebaliknya dengan pengurangan jumlah *neuron* maka hasil akurasi akan menurun. Pada penelitian ini jumlah *neuron* yang akan diujikan adalah 100, 150, 200. Pengujian jumlah *neuron* dilakukan menggunakan metode LSTM untuk melihat pengaruh jumlah *neuron* terhadap akurasi. Seperti pada pengujian sebelumnya, pada pengujian jumlah *neuron* ini nilai parameter lain akan disamakan. Hasil pengujian jumlah *neuron* disajikan pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Pengujian Jumlah Neuron

Jumlah Neuron	Waktu (menit)	Akurasi (%)
100	2:41	54.10
150	2:50	57.35
200	3:07	57.16

Berdasarkan Tabel 4 dapat dilihat bahwa jumlah neuron 150 memiliki hasil akurasi optimal yaitu 57.35%. Menurut *tuning* jumlah neuron yang dilakukan, semakin banyak jumlah *neuron* maka semakin lama pula waktu yang dibutuhkan. Sedangkan, banyaknya jumlah *neuron* tidak menjamin dapat meningkatkan nilai akurasi yang signifikan.

Selama pengujian dilakukan belum ada formula khusus yang dapat menentukan jumlah *neuron* yang optimal untuk peningkatan akurasi pada model yang dibuat. Penentuan jumlah *neuron* tergantung pada saat pengujian dilakukan, setelah melakukan percobaan maka akan didapatkan jumlah *neuron* dengan hasil akurasi terbaik.

4.2.3 Tuning Jumlah Epoch

Setelah menentukan jumlah *neuron*, selanjutnya adalah pengujian dengan parameter jumlah *epoch* yaitu dengan menentukan jumlah *epoch* yang akan diujikan. Pada penelitian ini jumlah *epoch* yang diujikan adalah 10, 20, 30 sedangkan jumlah *neuron* adalah 200 dan arsitektur *word2vec* CBOW. Hasil pengujian parameter jumlah *epoch* pada LSTM disajikan pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. Pengujian Jumlah Epoch pada LSTM

Jumlah Epoch	Waktu (menit)	Akurasi (%)
10	1:48	56.12
20	2:35	55.87
30	3:20	57.40

Pada Tabel 5 dihasilkan bahwa pengujian *epoch* tertinggi yaitu pada jumlah *epoch* 30 dengan nilai akurasi sebesar 57.40%. Banyaknya jumlah *epoch* akan mempengaruhi hasil akurasi, akan tetapi peningkatan akurasi tidak signifikan. Sama halnya dengan pengujian *neuron*, semakin banyak jumlah *epoch* semakin lama waktu yang dibutuhkan untuk proses.

4.2.4 Tuning Fungsi Aktivasi

Pengujian parameter selanjutnya yang digunakan adalah pengujian fungsi aktivasi yang bertujuan untuk mencari nilai akurasi terbaik. Pada penelitian ini fungsi aktivasi yang akan diujikan adalah fungsi *softmax* dan *sigmoid*. Adapun untuk parameter lainnya diambil dari nilai parameter yang menghasilkan akurasi terbaik pada masing-masing pengujian sebelumnya yaitu arsitektur CBOW, jumlah *neuron* 150, jumlah *epoch* 30. Hasil pengujian aktivasi disajikan dalam Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Pengujian Fungsi Aktivasi pada LSTM

Fungsi Aktivasi	Waktu (menit)	Akurasi (%)
Softmax	2:55	57.35
Sigmoid	2:42	32.28

Hasil pengujian yang telah dilakukan pada Tabel 6 menunjukkan bahwa fungsi aktivasi *softmax* menghasilkan nilai akurasi terbaik yaitu 57.35% dibandingkan dengan fungsi aktivasi *sigmoid* dengan akurasi hanya 32.28%.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian, maka penggunaan metode LSTM dalam penelitian ini menghasilkan empat parameter yang digunakan sebagai penentuan model performa yaitu tuning *word2vec*, tuning jumlah neuron, tuning jumlah *epoch*, dan tuning fungsi aktivasi. Hasil pengujian kinerja LSTM yang diperoleh berupa arsitektur *Word2vec* yaitu CBOW, jumlah neuron 150, jumlah epoch 30, serta fungsi aktivasi softmax menghasilkan nilai akurasi sebesar 57.35%.

Ucapan Terima Kasih

Penelitian ini didanai oleh Pusat Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (P3M) Politeknik Harapan Bersama Tegal melalui Penelitian Hibah Institusi dengan nomor kontrak 049.16/P3M.PHB/V/2021.

Daftar Pustaka

- Alfan Dinda Rahmawan, 2018, Analisis Emosi pada Tweet Berbahasa Indonesia tentang Ulasan, *Tesis*, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
- Clayton R. Fink, Danielle S. Chou, Jonathon J. Kopecky, and Ashley J. Llorens, 2011, Coarse- and Fine-Grained Sentiment Analysis of Social Media Text, *JOHNS HOPKINS APL TECHNICAL DIGEST*, volume 30 No 1. Colah. 2015, Understanding LSTM, <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>.
- Dan Li dan Jiang Qian, 2016, Text Sentiment Analysis Based on Long Short-Term Memory.
- Deng, L. 2014. Deep Learning: Methods and Applications, *Found. Trends® Signal Process.*, vol. 7, no. 3–4, pp. 197–387.
- Fajar Ratnawati, 2017, Analisis Sentimen Opini Film Pada Twitter Menggunakan Algoritma Dynamic Convolutional Neural Network, *Univ. Gadjah Mada*.
- Farha Nausheen dan Sayyada H.B, 2018, Sentiment analysis to predict election results using Python, in *2018 2nd International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC)*, Coimbatore, Jan, pp. 1259–126.
- Ferdiana, R., Jatmiko, F., Purwanti, D.D., Ayu, A.S.T., Dicka, W.F. 2019. Dataset Indonesia untuk Analisis Sentimen, *JNTEFI (Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi)* 8 (4), 334-339.
- Hassan, A., Mahmood A. 2017. Deep learning for sentence classification. *IEEE Long Island Systems, Applications and Technology Conference (LISAT)*, May 2017, pp. 1–5.
- Lestari, A.R.T., Perdana, R.S., Fauzi, M. A. 2017. Analisis Sentimen Tentang Opini Pilkada Dki 2017 Pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Naïve Bayes dan Pembobotan Emoji. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer* 1 (12), 1718-1724.
- Liu, B. 2012. Sentiment Analysis and Opinion Mining, *Synthesis Lectures on Human Language Technologies* Vol. 5, No. 1, Pages 1-167.
- Ramadhani, A.M. Goo, H.S., 2017. Twitter sentiment analysis using deep learning methods. *Proceedings 7th International Annual Engineering Seminar (InAES)*.
- Nurrohmat, M.A., SN. Azhari. 2019. Sentiment Analysis of Novel Review Using Long Short-Term Memory Method. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)* 13 (3), 209-218.
- Pustejovsky, J., Stubbs, A. 2012, *Language Annotation for Machine Learning*. Beijing: O'Reilly Media, Inc
- Sepp Hochreiter. Jurgen Schmidhuber., 1997, Long Short-Term Memory Neural Computation, *Neural Computation* 9(8):1735 - 1780.
- Su Z., Xu H., Zhang D., Xu Y., 2014. Chinese sentiment classification using a neural network tool — Word2vec. *International Conference on Multisensor Fusion and Information Integration for Intelligent Systems (MFI)*, 1-6.
- Tomas Mikolov., Kai Chen, Greg Corrado, dan Jeffrey Dean., 2013, Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space.
- Xin Rong., 2016, Word2vec Parameter Learning Explained.
- Yixuan Tong, Yangsen Zhang dan Yuru Jiang, 2016, Study of sentiment classification for Chinese Microblog based on recurrent neural network, *Chin. J. Electron.* 25 4 601–607.
- Zharmagambetov Arman dan Alexandr Pak, 2015, Sentiment analysis of a document using deep learning approach and decision trees, *Twelve International Conference on Electronics Computer and Computation (ICECCO)*, pp 1-4

Lampiran 3 Nota Realisasi Anggaran

Notifikasi

• Transaksi Sukses... I1620394701896166

ID Tanggal	:	I1620394701896166 07-Mei-2021 20:38:21
Referensi Bank	:	ISH080521896
No Rekening Sumber	:	2035281978
Nama Rekening Sumber	:	SHARFINA FEBBI HANDAYANI
No Rekening Tujuan	:	2025166933
Nama Rekening Tujuan	:	RISZKI WIJAYATUN PRATIWI
Nominal	:	Rp. 300,000
Keterangan	:	Honor Research Ke 1

Honor Pengumpul Data

Notifikasi

• Transaksi Sukses... I1623245917548317

ID Tanggal	:	I1623245917548317 09-Jun-2021 20:38:37
Referensi Bank	:	ISH080637548
No Rekening Sumber	:	2035281978
Nama Rekening Sumber	:	SHARFINA FEBBI HANDAYANI
No Rekening Tujuan	:	2025166933
Nama Rekening Tujuan	:	RISZKI WIJAYATUN PRATIWI
Nominal	:	Rp. 1,000,000
Keterangan	:	HONOR RESEARCH KE 2

Cetak

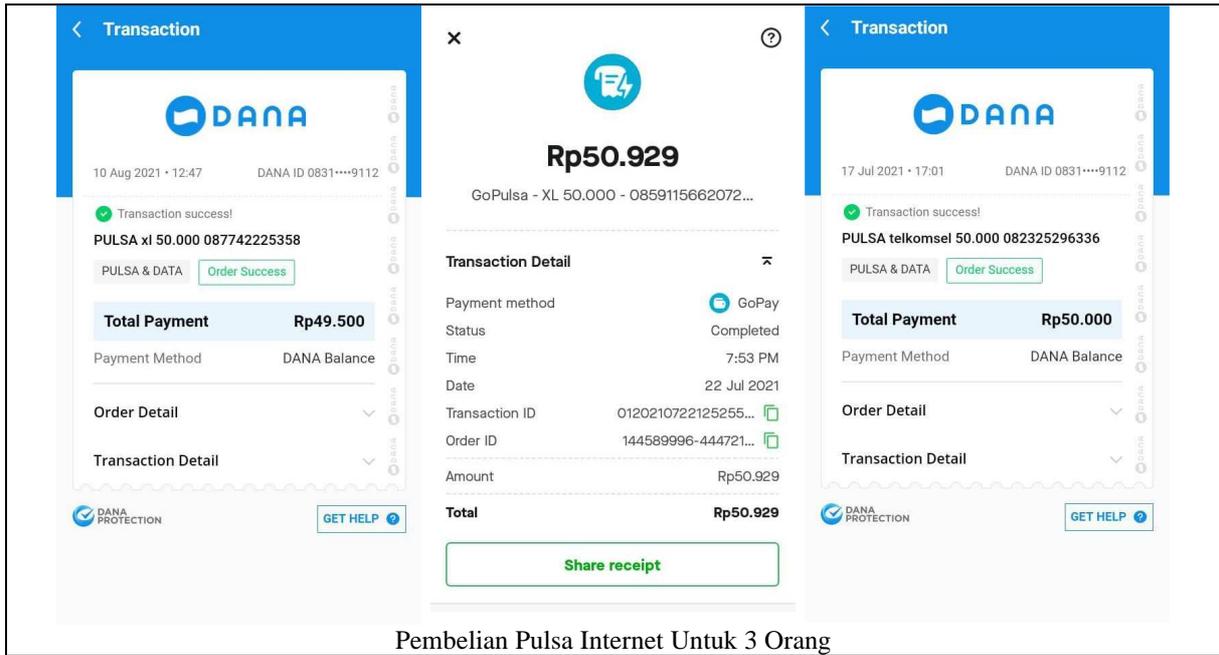
Honor Analisis Data dan Honor Pengembang Model

Star+ gajahmadakomputer Chat Kunjungi Toko Completed ? DINILAI

	Tinta Inkjet Original HP GT 51 black GT51 gt51b MOH57AA Hitam	Rp78.000
x1		

Total Pesanan: **Rp94.505**

Pembelian Tinta HP GT-51 Black)



Pembelian Pulsa Internet Untuk 3 Orang