Analisis Sentimen Movie Review menggunakan Word2Vec dan metode LSTM Deep Learning

Widi Widayat*

Fakultas Informatika, Program Studi Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto, Purwokerto, Indonesia

Email: widi@ittelkom-pwt.ac.id

Email Penulis Korespondensi: widi@ittelkom-pwt.ac.id

Abstrak—Peningkatan jumlah pengguna internet sejalan dengan peningkatan jumlah data di internet yang tersedia untuk bisa dianalisis, khususnya data dalam bentuk teks. Ketersediaan data teks ini mendorong penelitian analisis sentimen banyak dilakukan. Namun ternyata ketersediaan data teks yang melimpah tersebut juga menjadi salah satu tantangan tersendiri dalam penelitian analisis sentimen. Dataset yang terdiri dari dokumen teks yang relatif panjang dan kompleks memerlukan pendekatan yang berbeda. Pada penelitian ini, LSTM dipilih untuk digunakan sebagai metode klasifikasi sentimen. Dataset yang digunakan adalah dataset movie review yang terdiri dari 25.000 dokumen review, dengan panjang rata-rata per review adalah 233 kata. Penelitian menggunakan metode CBOW dan Skip-Gram pada word2vec untuk membentuk vektor representasi dari setiap kata (word vector) di corpus. Beberapa ukuran dimensi dari word vector yaitu dimensi 50, 60, 100, 150, 200 dan 500 digunakan, untuk mengetahui pengaruhnya terhadap akurasi yang dihasilkan. Akurasi terbaik diperoleh pada ukuran dimensi word vector 100 sebesar 88.17% dan akurasi terendah sebesar 85.86% pada ukuran dimensi word vector 500.

Kata Kunci: Sentimen; Klasifikasi; RNN; LSTM; word2vec

Abstract—The increasing number of internet users is directly in line with the increasing number of data on the internet that is available for analysis, especially data in text form. The availability of this text data encourages a lot of sentiment analysis research. However, it turns out that the availability of abundant text data is also one of the challenges in sentiment analysis research. Datasets that consist of long and complex text documents require a different approach. In this study, LSTM was chosen to be used as a sentiment classification method. This research uses a movie review dataset that consists of 25,000 review documents, with an average length per review is 233 words. The research uses CBOW and Skip-Gram methods on word2vec to form a vector representation of each word (word vector) in the corpus data. Several dimensions of the word vector was used in this research, there are 50, 60, 100, 150, 200, and 500, this tuning parameter is used to determine their effect on the resulting accuracy. The best accuracy around 88.17% is obtained at the word vector 100 dimension and the lowest accuracy is 85.86% at the word vector 500 dimension.

Keywords: Sentiment; Classification; RNN; LSTM; word2vec

1. PENDAHULUAN

Sejak memasuki era digital, terjadi peningkatan jumlah pengguna internet di dunia yang signifikan. Peningkatan jumlah pengguna internet tersebut selaras dengan peningkatan jumlah data yang tersedia di internet. Ketersediaan data yang melimpah di internet, terutama data teks telah mendorong banyak penelitian mengenai topik *text mining* maupun NLP (*Natural Language Processing*). Salah satu penelitian NLP yang populer adalah penelitian analisis sentimen [1], [2]. Analisis sentimen merupakan proses komputasi untuk melakukan klasifikasi terhadap data tekstual sesuai dengan sentimen yang dimiliki. Selain alasan ketersediaan data teks yang melimpah saat ini, penelitian analisis sentimen semakin populer karena alasan kebutuhan dari banyak pihak mengenai pendapat publik terhadap suatu topik tertentu. Proses analisis sentimen dipengaruhi oleh dataset yang digunakan. Untuk dataset yang terdiri dari kumpulan kalimat yang cukup panjang membutuhkan penanganan yang berbeda.

Dalam beberapa tahun terakhir penelitian mengenai analisis sentimen telah banyak dilakukan. Pendekatan atau metode yang sering digunakan adalah metode *machine learning* tradisional seperti metode *Lexicon based*, *Naïve Bayes*, *Maximum Entropy* maupun metode SVM (*Support Vector Machine*) [1], [3]. Penelitian analisis sentimen yang dilakukan oleh Pang et al, menggunakan metode *Naïve Bayes*, *Maximum Entropy classification* dan SVM pada *dataset Movie Review* [4]. Lalu penelitian analisis sentimen yang selanjutnya, adalah penelitian oleh Dang et al yang menggunakan metode SVM pada *dataset online product review* [5]. Atau penelitian yang dilakukan oleh Saleh et al, yang juga menggunakan metode SVM untuk melakukan klasifikasi sentimen pada beberapa *domain dataset*, yaitu *dataset* dari penelitian Pang et al, *dataset* penelitian *Taboada* dan juga *dataset* oleh *crawling* website Amazon [6]. Dari beberapa penelitian analisis sentimen yang telah dijabarkan, metode SVM menjadi metode yang paling banyak digunakan. Hal ini karena akurasi yang dihasilkan oleh metode SVM pada kasus klasifikasi sentimen lebih bagus dibandingkan metode *machine learning* yang lain, seperti *Naïve Bayes* maupun *Maximum entropy classification* [4]–[6].

Selain menggunakan metode *machine learning* yang sudah disebutkan di atas, penelitian analisis sentimen juga mulai banyak dilakukan dengan menggunakan metode *deep learning*. *Deep learning* menjadi semakin populer, salah satu alasannya adalah karena saat menggunakan *dataset* dalam jumlah yang besar dan kompleks, metode *machine learning* yang sebelumnya digunakan memiliki beberapa kelemahan, diantaranya yaitu waktu pemrosesan *training* yang cenderung lama, dan akurasi yang kurang bagus [7]. Beberapa penelitian analisis sentimen yang menggunakan *deep learning* diantaranya adalah, penelitian yang dilakukan oleh Yoon Kim (2014) yang menggunakan arsitektur CNN (*Convolution Neural Network*) untuk melakukan klasifikasi sentimen.

Penelitian ini menguji beberapa model yang dibangun pada beberapa *dataset*, yaitu *dataset movie review*, *dataset stanford sentiment treebank* dengan 5 kelas dan 2 kelas (*binary labels*), *dataset customer review* dan *dataset TREC question*. Selain itu, pada penelitian Yoon Kim ini juga sudah menggunakan *pre-trained word2vec* untuk pembuatan *word-level embedding* (vektor kata) yang digunakan sebagai *input* pada model CNN yang dibangun. Hasil akurasi terbaik yang diperoleh adalah sebesar 88.1% dengan menggunakan model CNN-Multichannel pada *dataset Stanford sentiment* 2 kelas. Penelitian analisis sentimen oleh Yoon Kim ini juga menjadi salah satu penelitian yang banyak digunakan sebagai referensi untuk penelitian analisis sentimen dengan menggunakan metode *deep learning* [8]. Penelitian analisis sentimen selanjutnya yang dilakukan oleh Hassan et al (2017), menggunakan metode *deep learning* yang merupakan gabungan antara model CNN dan LSTM (*Long Short-Term Memory*). Model yang dibangun diberi nama *ConvLstm*. Arsitektur *ConvLstm* mengganti layer pooling yang terdapat pada CNN dengan menggunakan layer LSTM. Layer LSTM digunakan untuk menjaga informasi dari *input sequence* kata yang relatif panjang. Model *ConvLstm* kemudian diuji pada 2 *dataset* yang berbeda yaitu *dataset movie review* IMDB dan *dataset Stanford sentiment treebank* (SSTB). Penelitian ini juga menggunakan *word2vec* untuk membentuk vektor kata dari *dataset* yang digunakan. Hasil akurasi terbaik yang diperoleh dengan menggunakan model *ConvLstm* adalah sebesar 88.3% [9]. Lalu penelitian selanjutnya adalah penelitian yang dilakukan oleh Chachra et al (2017), yang menggunakan model arsitektur DCNN (*Deep Convolution Neural Network*). Model ini menggunakan *layer convolutional* yang sama dengan yang digunakan oleh Yoon Kim sebelumnya, hanya jumlah layer yang digunakan lebih banyak. *Dataset* yang digunakan adalah *dataset twitter* yang berisi 1.5 juta tweet yang sudah terlabeli positif dan negatif. Penelitian diuji pada beberapa iterasi yaitu dari interval iterasi 1000 sampai 10.000 iterasi, dan memperoleh hasil akurasi terbaik sebesar 80.69% pada iterasi 9000 [10].

Penelitian analisis sentimen yang selanjutnya adalah beberapa penelitian yang menggunakan model *deep learning*, serta melakukan analisis mengenai pengaruh dari perubahan ukuran dimensi data terhadap hasil akurasi yang diperoleh. Penelitian yang pertama adalah penelitian oleh Zheng et al (2015) yang menggunakan model arsitektur DNN (*Deep Neural Network*). Penelitian ini menggunakan 3 jenis *dataset*, yaitu *dataset movie review* IMDB, *dataset review* produk amazon, dan *dataset review* hotel. Pengujian dilakukan dengan menggunakan beberapa ukuran dimensi *data feature*, yaitu pada rentang ukuran antara 200 – 5000. Hasil dari model DNN dibandingkan dengan metode SVM dan *Naïve bayes*, dan menunjukkan bahwa model DNN memiliki hasil akurasi yang lebih baik. Lalu ukuran dimensi data juga mempengaruhi hasil akurasi yang diperoleh [11]. Penelitian oleh Rahul et al (2016) menggunakan gabungan layer RBM (*Restricted Boltzmann Machine*) dan PNN (*Probabilistic Neural Network*). Kedua layer memiliki peran yang berbeda, layer RBM digunakan untuk ekstraksi pengurangan dimensi data, dan layer PNN digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen. Model diuji pada beberapa *dataset* yaitu *dataset movie review*, *dataset multi domain*, dan *dataset review* buku. Ukuran dimensi data yang diuji diantaranya adalah ukuran 50, 60, 70, 80, dan 100. Penelitian yang dilakukan bertujuan untuk mengetahui pengaruh ukuran dimensi data terhadap performa dari model yang dibangun [12].

Dataset yang digunakan pada sebuah penelitian analisis sentimen bisa mempengaruhi hasil akurasi dari model *deep learning* yang dibangun. Ada *dataset* yang berupa *review* seperti *movie review*, maupun *product review* yang relatif memiliki *sequence* kata yang panjang. Ada juga *dataset* berupa kumpulan *tweet* yang cenderung lebih pendek karena memiliki batasan kata. Untuk pengolahan *dataset* yang memiliki *sequence* kata relatif panjang, memerlukan pendekatan yang berbeda. Dengan menggunakan model CNN, maka akan memerlukan jumlah layer yang lebih banyak pada arsitektur yang dibangun [13]. Salah satu model dari *deep learning* RNN yaitu LSTM bisa menjadi pilihan untuk solusi pemrosesan *dataset* yang relatif panjang. Model LSTM mampu menangani permasalahan *vanishing gradient* yang umum terjadi pada pemrosesan data yang relatif panjang [14].

Pada penelitian ini akan dijelaskan hasil dari analisis sentimen pada *dataset movie review* yang menggunakan metode *deep learning* LSTM, dan juga menggunakan *word2vec* sebagai pembentuk vektor kata [15]. Selain itu juga dilakukan beberapa *tuning parameter* untuk mengetahui pengaruhnya terhadap akurasi yang dihasilkan. *Tuning parameter* tersebut diantaranya yaitu menggunakan beberapa ukuran vektor kata sebagai *input deep learning* dan juga membandingkan penerapan 2 metode CBOW dan Skip-Gram *word2vec* pada proses pembentukan vektor. Paper ini terdiri dari pendahuluan, metode penelitian, hasil dan diskusi, dan kesimpulan. Bagian kedua akan menjelaskan metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan terdiri dari kajian pustaka, perancangan arsitektur *deep learning* LSTM, persiapan *dataset* untuk pembentukan corpus dan *training word vector*, pembagian *dataset* untuk *training* dan *testing* model LSTM, *training* dengan model LSTM dan evaluasi hasil, serta tahapan terakhir adalah analisa dan pembahasan. Gambar 1 di bawah merupakan alur tahapan penelitian secara detail.

Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1.1 Kajian Pustaka

Penelitian dengan topik analisis sentimen menjadi salah satu penelitian yang populer. Ketersediaan data teks yang melimpah serta kebutuhan berbagai pihak mengenai pendapat publik terhadap suatu topik tertentu menjadi alasannya. Penelitian analisis sentimen banyak dilakukan dengan menggunakan metode *machine learning* seperti *Lexicon based*, *Naïve Bayes*, *Maximum Entropy* maupun metode SVM [1], [3][16]. Metode SVM menjadi metode *machine learning* yang memiliki akurasi yang lebih baik pada beberapa penelitian analisis sentimen [4]–[6].

Deep learning pada penelitian analisis sentimen mulai makin banyak digunakan karena beberapa alasan, salah satunya adalah keterbatasan metode *machine learning* yang sebelumnya dalam memproses data dalam jumlah yang besar [7]. Beberapa penelitian analisis sentimen yang menggunakan metode *deep learning*, memiliki hasil akurasi yang baik di atas 80%, diantaranya adalah yang menggunakan metode CNN [8], gabungan CNN dan LSTM [9] [17] [18], serta DCNN[10]. Untuk meningkatkan akurasi, beberapa penelitian analisis sentimen menggunakan *word2vec* sebagai model untuk membentuk *word vector* dari setiap kata [8]–[10], serta mencoba beberapa variasi ukuran dimensi vektor kata untuk mengetahui pengaruhnya terhadap hasil akurasi yang dihasilkan [11], [12].

2.1.2 Perancangan arsitektur Deep Learning LSTM

Metode *deep learning* LSTM (*Long Short-Term Memory*) dipilih karena beberapa pertimbangan, diantaranya adalah LSTM memiliki akurasi yang baik untuk data berupa teks, serta LSTM merupakan pengembangan dari metode *deep learning* RNN yang memiliki kelebihan mampu memproses data yang relatif panjang (*long-term dependency*) [19], [20]. Gambar 2 di bawah menunjukkan perbedaan struktur antara model RNN dan LSTM.

Gambar 2. Perbedaan struktur RNN dan LSTM

Seperti pada gambar 2 di atas, model RNN dan LSTM memiliki input yang sama yaitu x_t dan h_{t-1} , namun fungsi untuk mengolah data di dalamnya yang berbeda. Pada model LSTM fungsi yang dimiliki lebih kompleks, terdapat 4 komponen yang berfungsi untuk mengolah data yang masuk. Keempat komponen tersebut adalah *forget gate*, *input gate*, *output gate* dan juga *cell states*. Alur proses pengolahan data yang terjadi ada model LSTM, bisa dimulai dari komponen *forget gate* (f_t). Pada bagian ini, *input* yang diproses akan diolah dengan ketentuan sebagai berikut, informasi yang kurang dibutuhkan atau tidak terlalu memiliki makna akan dihilangkan. *Input* data pada komponen ini adalah data x_t (vektor *input* x pada *timestep* t) dan h_{t-1} (vektor *hidden state* pada *timestep* sebelumnya $t-1$).

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

Lalu yang selanjutnya, proses pengolahan informasi masuk ke bagian *input gate* (i_t). Pada bagian ini, informasi dipilih dan ditentukan informasi mana yang akan diupdate ke bagian *cell states*, prosesnya menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Pada step ini sekaligus dilakukan pembuatan kandidat vektor baru untuk ditambahkan ke bagian *cell state* ($\tilde{C}_t$).

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

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

Yang selanjutnya melakukan update nilai pada *cell states* (C_t) yang terbaru, dengan menggunakan nilai-nilai yang sudah dihitung sebelumnya.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (4)$$

Proses yang terakhir di LSTM terjadi pada komponen *output gate* (o_t), yang akan menghasilkan nilai *output* dan nilai *hidden state* (h_t) yang akan digunakan pada *timestep* yang selanjutnya $t+1$.

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (6)$$

Setelah memperoleh nilai *output* dan *hidden state* (h_t), nilai klasifikasi sentimen bisa dihitung dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid ataupun softmax.

Berikut gambar 3 adalah rancangan arsitektur dari penelitian analisis sentimen dengan model LSTM yang dikerjakan. Jumlah unit LSTM, ukuran dimensi *word vector* serta panjang dari *input sequence* yang digunakan merupakan *tuning parameter* yang akan dicoba dianalisis untuk menemukan hasil akurasi yang terbaik.

Gambar 3. Rancangan arsitektur dari penelitian analisis sentimen dengan model LSTM

2.1.3 Persiapan Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian adalah *dataset movie review*, yang berasal dari penelitian Andrew et al [21] (<http://ai.stanford.edu/~amaas/data/sentiment/>). *Dataset* yang digunakan berjumlah 25.000 review terdiri dari 12.500 review berlabel positif dan 12.500 review berlabel negatif. Sebelum bisa digunakan sebagai data *input* pada proses *training* model LSTM yang dibangun, maka data perlu untuk dilakukan *preprocessing* terlebih dahulu. *Preprocessing* yang dilakukan terhadap *dataset* ini meliputi, mengubah data ke dalam bentuk *lowercase*, membersihkan karakter pada *review* yang tidak memiliki makna sentimen, menghapus url, dan juga melakukan *tokenize* pada *dataset*. Informasi mengenai *dataset movie review* bisa dilihat pada tabel 1 di bawah.

Dari total 25.000 review *dataset* yang digunakan, terdapat sebanyak 5.844.680 kata di dalamnya. Lalu jumlah rata-rata kata per file review adalah sebanyak 233.7872 kata. Grafik persebaran untuk jumlah kata per review bisa dilihat pada gambar 4 di bawah. Dan untuk jumlah kata unik yang dimiliki oleh dataset adalah sebanyak 73.736 kata. Seluruh kata-kata ini nanti akan dijadikan sebagai *corpus data* untuk mengolah dan membentuk *word vector* dengan menggunakan model *word2vec*.

Tabel 1. Informasi mengenai dataset *Movie Review*

Nama Dataset	Jumlah Total File Review	File review Positif	File review Negatif	Jumlah Total Kata	Jumlah Kata Unik	Rata-rata kata per file/review
Movie Review	25.000	12.500	12.500	5.844.680	73.736	233.7872

Gambar 3. Persebaran panjang kata di setiap file review

Proses pembentukan *word vector* pada penelitian ini menggunakan *word2vec*, yaitu sebuah *vector representation* yang dibuat oleh Google. Dengan menggunakan *word2vec* setiap kata dapat direpresentasikan ke dalam bentuk vektor dengan ukuran N dimensi tertentu.

Pada penelitian ini, corpus data yang dimiliki digunakan sebagai data *input* pada model *word2vec*. Seluruh kata pada corpus data ini nanti akan direpresentasikan ke dalam sebuah *vector space* dengan ukuran N dimensi tertentu. Setiap kata yang memiliki kesamaan makna akan terletak berdekatan pada *vector space* yang terbentuk [22]–[24]. Metode yang digunakan pada pembentukan representasi *word vector*, adalah metode CBOW (*Continuous Bag of Words*) dan Skip-Gram. Kedua metode ini memiliki cara kerja yang berlawanan. Perbedaan metode CBOW dan Skip-Gram bisa dilihat pada gambar 5 di bawah.

Gambar 5. Perbedaan metode CBOW dan Skip-Gram

Metode CBOW memiliki cara kerja dengan memprediksi target kata dari konteks yang dimiliki. Sedangkan pada metode Skip-Gram memiliki cara kerja yang berlawanan, yaitu dengan mencoba memprediksi konteks dari target kata yang dimiliki. Proses pembuatan *word vector* dapat dilihat pada gambar 6 di bawah. Sebagai contoh menggunakan metode CBOW. Nilai *weight* matriks ideal yang dimiliki akan dikalikan dengan vektor *one-hot vector* setiap kata yang dimiliki, maka akan menghasilkan *word vector* dari setiap kata (lihat gambar 7 di bawah)

Gambar 6. Pembuatan *word vector* dengan CBOW

Weight setelah training

$$\begin{matrix}
 W_{hs5} \\
 \begin{matrix} W'00 & W'01 & W'02 & W'03 & W'04 \\ W'10 & W'11 & W'12 & W'13 & W'14 \\ W'20 & W'21 & W'22 & W'23 & W'24 \end{matrix}
 \end{matrix}
 \times
 \begin{matrix}
 1 \\
 0 \\
 0 \\
 0 \\
 0
 \end{matrix}
 =
 \begin{matrix}
 W00 \\
 W10 \\
 W20
 \end{matrix}
 \text{ Word vector hope}$$

V_{hs5}

Gambar 7. Pembuatan *word vector* setiap kata

Setelah proses pembuatan *word vector* dengan *word2vec* selesai. Maka setiap kata akan direpresentasikan ke dalam bentuk vektor di sebuah *vector space*. Berikut gambar 8 memperlihatkan *vector space* CBOW dan Skip-Gram dengan ukuran dimensi 50 yang digambarkan ke dalam bentuk 2 dimensi.

Gambar 8 *Vector space* CBOW dan Skip-Gram (dimensi 50) digambarkan dalam bentuk 2 dimensi

Dalam *vector space* tersebut, kata-kata yang memiliki makna yang mirip akan terletak berdekatan. Berikut gambar 9 di bawah memperlihatkan salah satu contoh representasi vektor (*word vector*) dari kata *good* dengan ukuran dimensi 50.

```
model["good"]
array([ 0.15299715, -0.21983731,  0.9680101,  0.0545771, -0.6178991,
        0.22983404,  0.21846163, -0.48462152,  0.7153567,  0.44226062,
        0.34934327,  0.0300417, -0.03920531, -0.10066053,  0.7164161,
        0.19360329, -0.61156803, -0.6286743, -0.10559422,  0.05837238,
        0.7783813,  0.5712914, -0.2331664,  0.34049213, -0.49960327,
        0.45295388, -0.06184362,  0.06735925, -0.13919611,  0.23512773,
        -0.28319463,  0.06281213, -0.1948143, -0.21948591, -0.02803409,
        -0.22365923,  0.09677059, -0.42425942, -0.32945845, -0.24534985,
        -0.13937195,  0.24799997, -0.28206915, -0.6081488,  0.0971931,
        0.8101465, -0.4325166,  0.13084148, -0.37312633, -0.2105418 ],
      dtype=float32)
```

Gambar 9 *Word vector* dari kata *good* dengan ukuran dimensi 50

2.1.4 Pembagian Dataset untuk training dan testing model LSTM

Pembagian komposisi dataset untuk *training* dan *testing* model LSTM yang dibuat akan menggunakan rekomendasi dengan komposisi sebesar 90%:10% sampai dengan 80%:20%. Dengan catatan, porsi *dataset* untuk proses *training* yang lebih besar.

2.1.5 Training model LSTM dan evaluasi hasil

Pada tahap ini, selanjutnya akan dilakukan *training* (melatih) model LSTM yang sudah dibangun dengan menggunakan data input yang sudah disiapkan sebelumnya. Data input merupakan kumpulan vektor hasil dari tahapan *preprocessing* dan pembuatan *word vector* di tahapan sebelumnya. Alur proses *training* dari model LSTM ini adalah setiap kata yang sudah direpresentasikan ke dalam bentuk vektor akan dimasukkan satu per satu sesuai dengan urutan *sequence*-nya ke dalam model LSTM. Proses ini akan berulang sampai dengan *sequence* yang terakhir, setelah itu model LSTM akan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid untuk menentukan nilai probabilitas dari sentimen review tersebut. Gambar 10 di bawah memperlihatkan proses *training* (melatih) dengan model LSTM.

Gambar 10 Proses *training* dengan model LSTM

Setiap kata yang sudah direpresentasikan ke dalam bentuk vektor (*word vector*) dimasukkan ke dalam unit LSTM satu per satu sesuai dengan urutan dari *sequence* file review. *Tuning parameter* dilakukan pada beberapa parameter yaitu diantaranya parameter panjang input *sequence*, jumlah unit LSTM yang digunakan serta ukuran dimensi *word vector* dari setiap input kata. Analisis akan dilakukan untuk mengetahui pengaruh dari dilakukannya *tuning parameter* tersebut terhadap hasil akurasi yang diperoleh dari model LSTM.

2.1.6 Analisa dan Pembahasan

Analisis sentimen yang dilakukan pada dataset *movie review* dengan menggunakan model LSTM dan *word2vec*, mengharapkan hasil akurasi yang setidaknya lebih dari 80%. Model LSTM yang dibangun, serta beberapa *tuning parameter* yang dilakukan, ditunjukkan untuk meningkatkan akurasi yang dihasilkan. Pembahasan lebih detail akan dijelaskan pada bagian hasil dan pembahasan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan menjelaskan hasil dan pembahasan dari penelitian analisis sentimen yang sudah dikerjakan. Hasil evaluasi dari setiap model LSTM yang digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen, difokuskan pada nilai akurasinya. *Tuning parameter* dilakukan untuk mengetahui pengaruhnya terhadap hasil akurasi yang diperoleh. Di awal, *tuning parameter* yang dilakukan adalah dengan membandingkan metode pembuatan *word vector* dengan *word2vec*, dan juga membandingkan beberapa ukuran dimensi dari *word vector* yang terbentuk. Metode pembuatan *word vector* yang digunakan adalah CBOW dan Skip-Gram, dan variasi ukuran dimensi *word vector* yang digunakan adalah 50, 60, 100, 150, 200 dan 500 dimensi. Selain melakukan *tuning parameter* awal pada tahapan penyiapan data seperti di atas, *tuning parameter* juga perlu dilakukan pada model LSTM yang akan digunakan. Berikut adalah tabel 2 yang menunjukkan *tuning parameter* awal untuk model LSTM.

Tabel 2. *Tuning parameter* model LSTM

Jumlah unit LSTM	Feature data	Epoch	Batch size	Panjang sequence review	Dropout	Optimizer
50	5000	10	64	300	0.5	Adam

Hasil akurasi yang diperoleh saat melakukan *training* pada model LSTM yang dibangun bisa dilihat pada tabel 3 di bawah. Tabel berisi perbandingan nilai akurasi dari penggunaan metode CBOW dan Skip-Gram *word2vec*, dan juga perbandingan akurasi di setiap ukuran dimensi *word vector* yang digunakan. Hasil akurasi terbaik yang bisa diperoleh dengan model LSTM adalah sebesar 88.17% pada ukuran dimensi *word vector* 100, yang dibentuk dengan menggunakan metode Skip-Gram. Sedangkan untuk yang menggunakan metode CBOW, hasil akurasi terbaik sebesar 87.68% pada ukuran dimensi *word vector* 200.

Tabel 3. Perbandingan akurasi antara metode Skip-Gram dan CBOW di beberapa ukuran dimensi *word vector*

Ukuran dimensi <i>word vector</i>	Akurasi Skip-Gram	Akurasi CBOW
50	87.86%	86.62%
60	88.04%	86.44%
100	88.17%	86.26%
150	88.08%	87.46%
200	87.51%	87.68%
500	85.86%	86.88%

Dari tabel 3 di atas, hasil akurasi yang diperoleh dengan metode Skip-Gram maupun CBOW untuk di beberapa variasi ukuran dimensi *word vector* cenderung stabil. Rentang akurasi yang dihasilkan diantara 87.51%-88.17% untuk metode Skip-Gram pada ukuran dimensi 50-200, dan 86.26%-87.68% untuk metode CBOW pada ukuran dimensi yang sama. Secara keseluruhan hasil akurasi Skip-Gram lebih baik dibandingkan CBOW untuk ukuran dimensi 50, 60, 100 dan 150. Metode CBOW unggul di ukuran dimensi *word vector* 200 dan 500. Namun apabila diperhatikan pada tabel di atas, ternyata ukuran dimensi yang semakin besar tidak menjamin bisa menghasilkan akurasi yang lebih baik. Hal ini bisa terjadi karena ada beberapa kemungkinan, salah satunya adalah terjadi *overfitting* saat melakukan *training* model LSTM. Berikut gambar 11 memperlihatkan grafik dari akurasi yang dihasilkan pada setiap epoch metode Skip-Gram dan CBOW.

Gambar 11 Perbandingan grafik akurasi Ski-Gram dan CBOW pada ukuran dimensi 50, 100 dan 500

Pada gambar 11 di atas, garis warna biru menunjukkan akurasi terhadap data *training* di setiap epoch. Sedangkan garis warna merah adalah validasi akurasi yang diperoleh dengan menggunakan data *testing*. Dari grafik di atas, untuk *word vector* di ukuran dimensi 50, 100 memiliki validasi akurasi yang cukup stabil. Sedangkan pada dimensi 500, nilai validasi akurasinya cenderung menurun di epoch 9 ke atas, ini bisa menandakan terjadi *overfitting* pada model yang dilatih.

Selain melakukan analisa pada hasil akurasi di setiap epoch, analisa juga dilakukan pada waktu *training* yang diperlukan saat melatih model LSTM. Hasil menunjukkan semakin besar ukuran dimensi *word vector* yang digunakan, maka waktu *training* yang diperlukan pun juga semakin lama. Nilai akurasi dan juga lamanya waktu *training* sering digunakan sebagai indikasi penilaian performa dari sebuah metode machine learning.

4. KESIMPULAN

Penelitian analisis sentimen yang menggunakan metode *deep learning* LSTM dan *word2vec* untuk pembentukan *word vector*, telah berhasil dikerjakan. Hasil akurasi yang diperoleh paling sedikit ada pada angka 85.86%, yang artinya cukup bagus dalam melakukan klasifikasi sentimen. Sehingga metode LSTM dengan *word2vec* bisa menjadi salah satu pilihan ketika ingin melakukan penelitian mengenai analisis sentimen dengan data dalam jumlah yang besar. Dari hasil pembahasan di atas, masih ada beberapa *tuning parameter* yang bisa coba dilakukan untuk meningkatkan hasil akurasi model LSTM yang dibangun. Beberapa *tuning parameter* tersebut adalah mencoba variasi jumlah unit LSTM yang digunakan, lalu ukuran *feature data* yang dibentuk, jumlah *epoch*, nilai *dropout* yang digunakan, serta ukuran panjang *sequence* data yang diproses.

REFERENCES

- [1] W. Medhat, A. Hassan, and H. Korashy, "Sentiment analysis algorithms and applications: A survey," *Ain Shams Eng. J.*, vol. 5, no. 4, pp. 1093–1113, 2014, doi: 10.1016/j.asej.2014.04.011.
- [2] K. Ravi and V. Ravi, *A survey on opinion mining and sentiment analysis: Tasks, approaches and applications*, vol. 89, no. June. Elsevier B.V., 2015.
- [3] P. Baby and K. B., "Sentimental Analysis and Deep Learning : A Survey," *Int. J. Sci. Res. Sci. Eng. Technol.*, pp. 212–220, 2020, doi: 10.32628/ijrsrset207135.
- [4] K. Saranya and S. Jayanthi, "Onto-based sentiment classification using machine learning techniques," *Proc. 2017 Int. Conf. Innov. Information, Embed. Commun. Syst. ICIIECS 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 1–5, 2018, doi: 10.1109/ICIIECS.2017.8276047.
- [5] Y. Dang, Y. Zhang, and H. Chen, "A lexicon-enhanced method for sentiment classification: An experiment on online product reviews," *IEEE Intell. Syst.*, vol. 25, no. 4, pp. 46–53, 2010, doi: 10.1109/MIS.2009.105.
- [6] M. Rushdi Saleh, M. T. Martín-Valdivia, A. Montejo-Ráez, and L. A. Ureña-López, "Experiments with SVM to classify opinions in different domains," *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 12, pp. 14799–14804, 2011, doi: 10.1016/j.eswa.2011.05.070.
- [7] G. Adam and P. Josh, *Deep Learning: A Practitioner's Approach*. 2017.
- [8] Y. Kim, "Convolutional neural networks for sentence classification," *EMNLP 2014 - 2014 Conf. Empir. Methods Nat. Lang. Process. Proc. Conf.*, pp. 1746–1751, 2014, doi: 10.3115/v1/d14-1181.
- [9] A. Hassan and A. Mahmood, "Deep Learning approach for sentiment analysis of short texts," *2017 3rd Int. Conf. Control. Autom. Robot. ICCAR 2017*, pp. 705–710, 2017, doi: 10.1109/ICCAR.2017.7942788.

- [10] A. Chachra, P. Mehndiratta, and M. Gupta, "Sentiment analysis of text using deep convolution neural networks," *2017 10th Int. Conf. Contemp. Comput. IC3 2017*, vol. 2018-Janua, no. August, pp. 1–6, 2018, doi: 10.1109/IC3.2017.8284327.
- [11] Z. Hu, J. Hu, W. Ding, and X. Zheng, "Review Sentiment Analysis Based on Deep Learning," *Proc. - 12th IEEE Int. Conf. E-bus. Eng. ICEBE 2015*, pp. 87–94, 2015, doi: 10.1109/ICEBE.2015.24.
- [12] R. Ghosh, K. Ravi, and V. Ravi, "A novel deep learning architecture for sentiment classification," *2016 3rd Int. Conf. Recent Adv. Inf. Technol. RAIT 2016*, pp. 511–516, 2016, doi: 10.1109/RAIT.2016.7507953.
- [13] X. Zhang, J. Zhao, and Y. Lecun, "Character-level convolutional networks for text classification," *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 2015-Janua, pp. 649–657, 2015.
- [14] M. Sundermeyer, H. Ney, and R. Schluter, "From feedforward to recurrent LSTM neural networks for language modeling," *IEEE Trans. Audio, Speech Lang. Process.*, vol. 23, no. 3, pp. 517–529, 2015, doi: 10.1109/TASLP.2015.2400218.
- [15] R. Ni and H. Cao, "Sentiment Analysis based on GloVe and LSTM-GRU," *Chinese Control Conf. CCC*, vol. 2020-July, pp. 7492–7497, 2020, doi: 10.23919/CCC50068.2020.9188578.
- [16] A. H. Quraishi, "Performance analysis of machine learning algorithms for Movie Review," *Int. J. Comput. Applications*, vol. 177, no. 36, pp. 1–4, 2020, doi: 10.4018/IJHISI.2020040101.
- [17] A. Yenter and A. Verma, "Deep CNN-LSTM with combined kernels from multiple branches for IMDb review sentiment analysis," *2017 IEEE 8th Annu. Ubiquitous Comput. Electron. Mob. Commun. Conf. UEMCON 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 540–546, 2017, doi: 10.1109/UEMCON.2017.8249013.
- [18] N. Hossain, M. R. Bhuiyan, Z. N. Tumpa, and S. A. Hossain, "Sentiment Analysis of Restaurant Reviews using Combined CNN-LSTM," *2020 11th Int. Conf. Comput. Commun. Netw. Technol. ICCCNT 2020*, 2020, doi: 10.1109/ICCCNT49239.2020.9225328.
- [19] A. Hassan and A. Mahmood, "Convolutional Recurrent Deep Learning Model for Sentence Classification," *IEEE Access*, vol. 6, no. c, pp. 13949–13957, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2814818.
- [20] X. Wang, W. Jiang, and Z. Luo, "Combination of convolutional and recurrent neural network for sentiment analysis of short texts," *COLING 2016 - 26th Int. Conf. Comput. Linguist. Proc. COLING 2016 Tech. Pap.*, pp. 2428–2437, 2016.
- [21] A. L. Maas, R. E. Daly, P. T. Pham, D. Huang, A. Y. Ng, and C. Potts, "Learning word vectors for sentiment analysis," *ACL-HLT 2011 - Proc. 49th Annu. Meet. Assoc. Comput. Linguist. Hum. Lang. Technol.*, vol. 1, pp. 142–150, 2011.
- [22] T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G. Corrado, and J. Dean, "Distributed representations of words and phrases and their compositionality," *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, pp. 1–9, 2013.
- [23] T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, and J. Dean, "Efficient estimation of word representations in vector space," *1st Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2013 - Work. Track Proc.*, pp. 1–12, 2013.
- [24] T. Mikolov, W. T. Yih, and G. Zweig, "Linguistic regularities in continuous space word representations," *NAACL HLT 2013 - 2013 Conf. North Am. Chapter Assoc. Comput. Linguist. Hum. Lang. Technol. Proc. Main Conf.*, pp. 746–751, 2013.