

BLTSM untuk analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi belanja online dengan cicilan

Edy Subowo¹, Fenilinas Adi Artanto², Isna Putri³, Wahyu Umaedi⁴

^{1,2,3,4} Informatika Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Muhammadiyah Pekajangan Pekalongan
¹edysubowo@umpp.ac.id*, ²f.artanto@umpp.ac.id, ³isna@gmail.com, ⁴wumaedi45@gmail.com

Abstract

This study aims to analyze the aspect-based sentiment in the application review. Sales of goods in installments to find out the advantages and disadvantages from time to time according to the user so that it can be used as an evaluation material for quality improvement. The combination of the Bidirectional Long Short Term Memory approach and aspect classification using the Support Vector Machine is applied to analyze sentiment on online companies that provide Shopping Services with Installments such as Kredivo, Akulaku, Indodana, and BRI Ceria. The number of reviews is 1000 reviews on the google play store with the aspects used are customer service, application display and products offered. BiLSTM is used because it is able to process forward input and backward input, besides that the aspect classification is able to explain the classification of the proposed sentiment. Corpus Text is used for autolabelling so that sentiment accuracy is 81% and aspect accuracy is 78%. The results of quarterly trend visualization on aspects that must be improved for each application are also presented in this study.

Keywords: BiLSTM, SVM, Trend Visualization, Corpus Text

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen berbasis aspek dalam review aplikasi. Penjualan barang dengan cara mencicil untuk mengetahui kelebihan dan kekurangan dari waktu ke waktu menurut pemakai sehingga dapat dijadikan sebagai bahan evaluasi peningkatan kualitas. Kombinasi pendekatan Bidirectional Long Short Term Memory dan klasifikasi aspek menggunakan Support Vector Machine diterapkan untuk menganalisis sentimen pada perusahaan online yang menyediakan Layanan Belanja dengan Cicilan seperti Kredivo, Akulaku, Indodana, dan BRI Ceria. Jumlah review 1000 review di google play store dengan aspek yang digunakan adalah customer service, tampilan aplikasi dan produk yang ditawarkan. BiLSTM digunakan karena mampu memproses *input forward* dan *input Backward*, selain itu klasifikasi aspek mampu menjelaskan klasifikasi sentimen yang diajukan. Corpus Text digunakan untuk autolabelling sehingga akurasi sentimen 81% dan akurasi aspek 78%. Hasil visualisasi tren triwulanan pada aspek yang harus ditingkatkan untuk setiap aplikasi juga disajikan dalam penelitian ini.

Kata kunci: BiLSTM, SVM, *Trend Visualization*, *Corpus Text*

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

1. Pendahuluan

Munculnya teknologi baru yang dapat digunakan oleh setiap orang membuat konsumen semakin sering berkomunikasi dengan penyedia layanan atau sebuah produk hingga membuat tingginya penggunaan layanan yang dapat digunakan secara online pada kegiatan sehari - hari [1]. Pembelian secara online dengan menggunakan sebuah layanan, kualitas layanan sendiri menjadi hal yang akan dipertimbangkan oleh konsumen. Konsumen berharap bahwa layanan dari sebuah produk aplikasi dapat memberikan kualitas yang baik dan kepuasan. Hal ini pun berkaitan dengan produk aplikasi penjualan dengan cicilan yang merupakan tempat antara konsumen dan perusahaan aplikasi penjualan dengan cicilan untuk melakukan komunikasi transaksi. Ketika transaksi terjadi pada perusahaan, maka evaluasi terhadap pengalaman konsumen dalam menggunakan layanan akan rasa puas dan membangunkan rasa kepercayaan, komitmen dan loyalitas kosumen pada aspek – aspek yang dinilai berdasarkan ulasan dari konsumen perlu untuk dilakukan[2].

Pada beberapa kasus, keputusan yang kita buat di pengaruhi oleh opini atau pendapat dari orang lain yang sering dinamakan dengan analisis sentimen [3]. Analisis Sentimen merupakan cara untuk mengekstraksi pemikiran publik berdasarkan pada data dalam domain penelitian untuk menganalisis sudut pandang emosi, pikiran pendapat penulis tentang berbagai masalah[4]. aplikasi penjualan dengan cicilan masih memiliki banyak kritik dari masyarakat karena teknologi ini masih baru, sehingga improvement sangat perlu dilakukan. Hal ini juga didukung dengan penilaian rating pada beberapa aplikasi aplikasi penjualan dengan cicilan seperti Kredivo, Akulaku, Indodana, dan BRI Ceria yang masih bervariasi dan tidak semuanya menerima rating 5 bintang. Dalam penyelesaian masalah ini akan dilakukan beberapa proses seperti pengumpulan data konsumen aplikasi penjualan dengan cicilan yang akan diproses terlebih dahulu agar dapat diprediksi dengan baik dengan menggunakan metode deep learning Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM). Hasil Prediksi dari metode deep learning digunakan sebagai bahan analisis sentimen berdasarkan aspek yang ditentukan

untuk kita analisis adalah bagian dari analisis sentimen berbasis aspek.

Analisis Sentimen Berbasis Aspek adalah mengklasifikasikan polaritas sentimen yang dihubungkan dengan serangkaian aspek[5]. Tujuan dari Analisis Sentimen Berbasis Aspek dapat memperoleh informasi yang lebih akurat dan terperinci dari ulasan pengguna seperti ulasan dari sebuah game, pemain sering mengevaluasi berbagai karakteristik dan atribut game dari berbagai perspektif dan aspek game, seperti desain game, plot, gambar, efek suara, pengalaman konsumen, dan tingkat teknis [4]. Penelitian ini menggunakan analisis sentimen berbasis aspek dengan BiLSTM agar dapat melakukan analisis sentimen secara lebih detail dari suatu teks ulasan dengan membagi tiap topik (aspek), sehingga dapat memberikan informasi keluhan dan kepuasan untuk dijadikan evaluasi agar bisa meningkatkan kualitas dari topik (aspek) yang banyak dibicarakan.

BiLSTM merupakan salah satu pengembangan neural network yang dapat digunakan untuk pemodelan data time series [6]. BiLSTM juga dapat diartikan sebagai jaringan saraf dengan arsitektur yang mudah beradaptasi, sehingga bentuknya dapat disesuaikan, tergantung pada aplikasi yang di buat. Pada BiLSTM terdapat beberapa steps, yaitu define network, compile network, fit network, evaluate network, dan make prediction. Dengan menggunakan BiLSTM yang dapat melakukan penentuan terhadap suatu nilai yang dimana akan dijadikan sebagai keluaran yang relevan terhadap masukan yang diberikan.

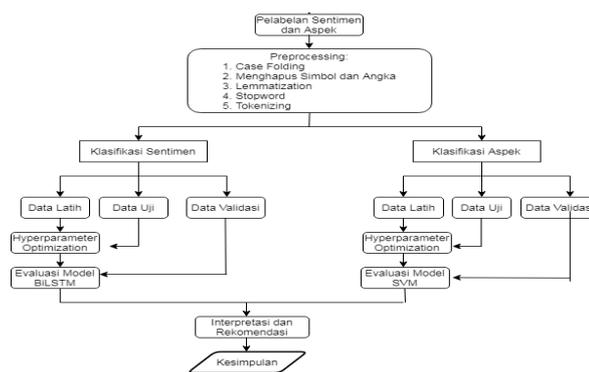
2. Metode Penelitian

Kami menggunakan tensorflow dalam paket pemrograman python untuk melatih dan mengevaluasi model setelah pra-pemrosesan untuk kumpulan data kami. Gambar 1 menunjukkan alur proses penelitian. Alur penelitian terdiri dari pengumpulan data untuk dilakukan pra-pemrosesan yang didalamnya terdapat pelabelan kalimat secara manual. Kelas sentimen yang digunakan yaitu positif, netral, dan negatif. Dalam memberikan suatu kelas sentimen dilihat berdasarkan dari score (rating) yaitu rating 4 dan 5 untuk kelas positif, rating 3 untuk kelas netral, dan rating 1 dan 2 untuk kelas negatif. Pelabelan dilakukan untuk mengetahui banyaknya sentimen yang terdapat pada aplikasi produk aplikasi penjualan dengan cicilan yang diberikan oleh pengguna dari ulasan tersebut. Data hasil pra-pemrosesan merupakan rangkaian kata baku dalam kalimat sehingga dapat dilakukan pencocokan dengan klasifikasi aspek dan klasifikasi sentimen. Setelah itu dilakukan interpretasi dan rekomendasi sebagai kesimpulan.

2.1. Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder berupa data ulasan yang berasal dari aplikasi e-commerce produk aplikasi Kredivo, Akulaku,

Indodana, dan BRI Ceria. Dalam melakukan crawling, kami menggunakan library google-play-scraper dengan parameter periode 29 Desember 2021 sampai 15 Juni 2022 sehingga total data sebanyak 1000 kalimat. Data ulasan yang diperoleh berbahasa Indonesia dan berlokasi di Indonesia. Setelah itu data yang kami dapatkan kami gabungkan dengan komposisi yang seimbang antara label negatif, netral dan positif. Data disimpan dalam bentuk Comma Separated Value (CSV). Adapun contoh implementasinya ditunjukkan pada Tabel 1.



Gambar 1. Alur Proses Penelitian

Tabel 1. Contoh data ulasan dari google play store

Aplikasi	Ulasan	Bintang
Kredivo	Pembayaran tepat waktu, tidak ada yang terlambat. Disaat mau pinjam lagi tidak bisa dengan alasan harus upgrade ke akun premium, disaat upgrade ke akun premium suruh tunggu lgi sampai tanggal sekian. Aplikasinya semakin lama ga beres, semakin berantakan. Perbaiki donk jgan dibiarkan terus menerus, percuma banyak iklan kalau aplikasinya saja belum benar. Kalau seperti ini terus semakin banyak pengguna yang pindah ke aplikasi lain	1
Akulaku	Kecewa aja sama apk ini, padahal udah beberapa kali pinjem disini dan ga pernah telat bayar, ga pernah melebihi tanggal jatuh tempo, tapi akhir" ini setelah pembayaran, limit tidak pernah naik malah terus menerus turun, dan coba buat pengajuan tapi gagal, gimana ini! Padahal juga bukan pengguna baru. SANGAT SANGAT MENGECEWAKAN!!!	1
Indodana	Saya pengguna baru menggunakan aplikasi Indodana. Terima kasih pernah dibantu. Dan skrg sdg berjalan pembayaran cicilan. Bulan pertama sudah dibayarkan 3 hari Sebelum Jatuh Tempo. Akan tetapi baru kali ini jg, ada aplikasi mengingatkan via whatsapp, dan bahasanya spt ditujukan kpd org yg terlambat bayar. Kata tgl brp akan dibayar? Yg pantasnya buat yg sdh terlambat bayar. Bahkan ada lg yg tlp sampai 3 x. Saya bukan nasabah terlambat bayar. Bayar tdk telat saja diperlakukan spt org telat	4
BRI Ceria	App kredit yg bagus, simple, praktis ga perlu repot2 mikir deadline bayar cicilan.	2

Suku bunga nya juga termasuk rendah, tenor bervariasi sesuai kemampuan kita. Sayangnya dari semua keunggulan itu, limit kredit anda tidak bisa dinaikkan, meskipun anda sering bertransaksi dan tergolong lancar dalam pembayaran kembali. Masukkan aja, mestinya kasi dong...

2.2. Pra-Pemrosesan Kalimat

Data yang diperoleh dilakukan analisis dengan memberikan label pada setiap ulasan dengan cara manual. Kelas sentimen yang digunakan yaitu positif, netral, dan negatif. Dalam memberikan suatu kelas sentimen dilihat berdasarkan dari score (rating) yaitu rating 4 dan 5 untuk kelas positif, rating 3 untuk kelas netral, dan rating 1 dan 2 untuk kelas negatif. Pelabelan dilakukan untuk mengetahui banyaknya sentimen yang terdapat pada aplikasi produk aplikasi penjualan dengan cicilan yang diberikan oleh pengguna dari ulasan tersebut. Setelah melakukan pelabelan sentimen, tahap selanjutnya adalah dengan melakukan pelabelan aspek. Aspek yang digunakan adalah layanan, tampilan, dan produk. Suatu ulasan yang termasuk dalam aspek layanan apabila ulasan berisi tentang kecepatan respon saat terjadi kendala. Ulasan yang termasuk dalam aspek tampilan apabila ulasan berisi kendala dalam tampilan aplikasi. Ulasan yang termasuk dalam aspek produk apabila ulasan berisi tentang kualitas suatu produk. Ketiga aspek ini ditentukan secara manual oleh penulis dengan topic modeling.

Dalam Natural Language Processing (NLP), topic modeling adalah model generatif, yang menyediakan kerangka kerja probabilistik [7]. Topic modeling menemukan kata topik tersembunyi di seluruh dokumen. Topic modeling seperti soft clustering yaitu dimana suatu dokumen dimasukkan ke dalam beberapa cluster (topik) sekaligus. Penamaan cluster (topik) diinterpretasi dari kata-kata yang ada di dalamnya. Dalam topic modeling yang sering digunakan yaitu Latent Dirichlet Allocation (LDA). Latent Dirichlet Allocation (LDA) adalah teknik topic modeling yang secara otomatis menemukan topik dalam dokumen teks. Tujuan LDA adalah memetakan semua dokumen ke topic sedemikian rupa, sehingga kata-kata dalam setiap dokumen sebagian besar terkait topic tersebut.

Pada tahap preprocessing ini, data ulasan yang telah diberi pelabelan sentimen dan pelabelan aspek secara manual selanjutnya akan dimasukkan untuk melewati beberapa proses yang akan menghasilkan sebuah data bersih untuk diolah ke proses selanjutnya agar hasil yang didapat lebih optimal. Preprocessing yang dilakukan pada penelitian ini adalah dengan case folding, hapus simbol dan angka, lemmatization, stopword, dan tokenizer.

Pada tahapan case folding, seluruh teks pada dataset diubah menjadi huruf kecil (lowercase) untuk mempermudah proses pengolahan selanjutnya. Hapus

simbol dan angka adalah pembersihan data dari tanda baca seperti (!"#%&'*+,-.:;□?@[]^`{?}) yang akan diganti dengan spasi, dilakukan karena pada proses pelatihan tanda baca dihiraukan sehingga proses pelatihan akan menjadi lebih sederhana. Lemmatization untuk menemukan bentuk dasar dari sebuah kata. Stopword removal adalah menghapus kata-kata yang tidak ada kaitannya terhadap nilai sentimen. Kata-kata tersebut antara lain misalnya kata sambung “dan”, “atau”, “karena”, “oleh”, “itu”, “di”, “dalam”, “sudah”, dan lain sebagainya. Terakhir Tokenizer bertujuan untuk mengubah kalimat menjadi beberapa bagian yang dibentuk dalam kata-kata. Tabel 2 menunjukkan kalimat yang sudah melalui pra-pemrosesan. Selanjutnya data tersebut dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%).

Word Embedding digunakan untuk mempresentasikan vektor kata dimensi dari kumpulan teks. Setelah data dilakukan preprocessing akan menghasilkan ulasan dalam list kata yang sudah di tokenisasi, langkah selanjutnya diberikan index pada setiap kata di dataset. Diperlukan parameter num_words untuk mengatur ukuran vocabulary yang ingin digunakan. Pada penelitian ini num_words berjumlah 5000 kata. Dari hasil tersebut akan memberikan index pada dataset.

Tabel 2. Kalimat hasil pre-processing

Aplikasi	Ulasan
Kredivo	bayar tepat waktu tidak ada terlambat mau pinjam lagi tidak bisa dengan alasan harus upgrade akun premium upgrade akun premium suruh tunggu sampai tanggal sekian aplikasi semakin lama beres semakin berantakan perbaiki biar terus percuma banyak iklan kalau aplikasi saja belum benar kalau seperti ini terus semakin banyak pengguna pindah aplikasi lain
Akulaku	kecewa sama ini padahal sudah berapa kali pinjam sini ga pernah telat bayar ga pernah melebihi tanggal jatuh tempo tapi akhir ini setelah bayar limit tidak pernah naik malah terus turun coba buat ajuan gagal gimana ini padahal juga bukan pengguna baru sangat sangat kecewa
Indodana	saya pengguna baru guna aplikasi indodana terima kasih pernah bantu dan skrg sdg jalan bayar cicilan bulan pertama sudah bayar 3 hari sebelum jatuh tempo tetapi baru kali ini jg ada aplikasi ingat via whatsapp bahasa spt tuju kpd org yg lambat bayar kata tgl brp akan bayar yg pantas buat yg sdh lambat bayar bahkan ada lg yg tlp sampai 3 x saya bukan nasabah lambat bayar bayar tdk telat saja perlakuan spt org yg telat byr
BRI Ceria	app kredit bagus simple praktis ga perlu repot2 mikir deadline bayar cicilan suku bunga juga masuk rendah tenor variasi sesuai mampu kita sayang semua unggul itu limit kredit anda tidak bisa naik meski anda sering transaksi tergolong lancar bayar kembali masukkan aja mesti kasi dong naik limit tahap buat nasabah bri yg sering transaksi miliki record tagihan lancar terimakasih

Selanjutnya diberikan parameter input_lenght untuk mengatur panjang urutan vektor. Pada setiap ulasan memiliki jumlah kata yang panjang nya berbeda, maka agar mengisi vektor semua sama panjang digunakan

pad_sequences yang terdapat pada keras.preprocessing.sequences untuk mengisi urutan kata dengan angka 0 secara otomatis. Sehingga akan terdapat banyak angka 0 jika terdapat kalimat yang pendek. Pada penelitian ini menggunakan jumlah input_lenght sebanyak 200. Sehingga didapatkan vektor pad_sequences.

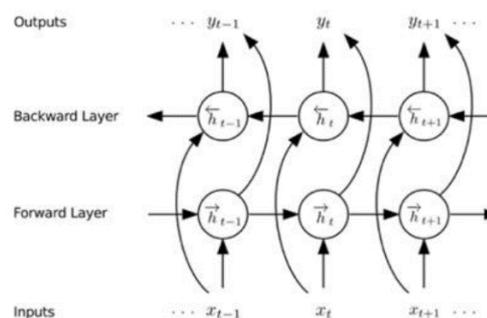
Lalu tahap selanjutnya masuk pada lapisan pertama untuk model yang akan dibangun yaitu lapisan word embedding atau layer embedding. Pada lapisan ini dimasukkan beberapa parameter yang sudah didapat sebelumnya yaitu input_dim. Input_dim adalah num_words yang berjumlah 5000. Parameter lainnya adalah embedding_dim adalah jumlah neuron yang diujikan pada penelitian ini dengan jumlah 16, 32, 64, dan 128. Pada penelitian ini embedding_dim yang dipakai yaitu 16. Parameter terakhir yang digunakan yaitu input_lenght yang berjumlah 200. Sehingga pada penelitian ini didapatkan vektor embedding menjadi 3D dengan ukuran (5000, 16, 200) yang akan dimasukkan ke lapisan BiLSTM untuk melakukan training terhadap dataset ulasan. Hasil embedding layer didapatkan dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Embedding Layer

Embedding Layer
array([[[-0.03469117, -0.01010349, -0.00245303, -0.01387329, -0.0329741, 0.01432553, -0.04344554, 0.01817461, 0.01070751, 0.04730859, 0.00588275, 0.03211061, -0.02386565, 0.0240513, 0.04754401, -0.03626477, 1.35642551e-02, -2.54903566e-02, -1.61117315e-02, 1.29088014e-03, 3.74705680e-02,.....dtype=float32

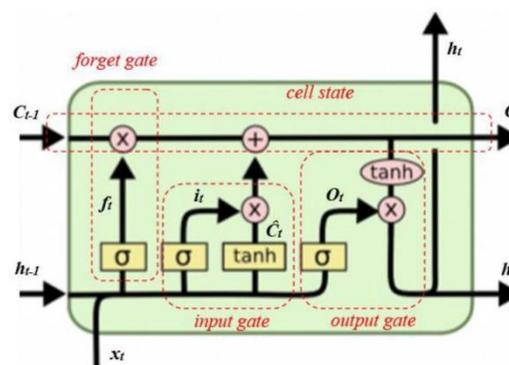
2.2. Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM)

Bidirectional Long Short Term Memory adalah perkembangan dari model LSTM dimana terdapat 2 lapisan yang saling berkebalikan arah [8]. Pada lapisan bagian bawah bergerak maju (forward layer) yaitu memproses kata pertama menuju ke kata terakhir, sedangkan pada lapisan atas bergerak mundur (backward layer) yaitu memproses kata terakhir menuju ke kata pertama. Keluaran dari dua arah hidden layer dan adalah Arsitektur BiLSTM dapat dilihat pada Gambar 2. Long Short Term Memory (LSTM) adalah salah satu jenis dari Recurrent Neural Network (RNN) digunakan di bidang Deep Learning yang biasanya dirancang untuk data deret waktu atau urutan [4].



Gambar 2. Arsitektur BiLSTM [1]

LSTM juga dapat menangani masalah vanishing gradient (bernilai nol) yang terdapat pada RNN saat memproses data sekuensial yang panjang dengan menggunakan satu cell state untuk mengontrol informasi yang masuk ke memori[9]. Cell State adalah jalur bagian atas sebagai tempat untuk menyimpan informasi yang diberikan dari satu langkah ke langkah waktu berikutnya. Arsitektur umum LSTM ditunjukkan pada Gambar 3 terdiri dari cell state, forget gate, input gate dan output gate. Input gate adalah gate yang digunakan untuk mengontrol nilai baru yang akan berjalan ke dalam cell state untuk diperbaharui. Forget gate adalah gate untuk mengontrol nilai tetap di dalam cell state. Output gate untuk mengontrol nilai dalam cell digunakan untuk menghitung aktivasi keluaran unit LSTM.



Gambar 3. Arsitektur LSTM [10]

Langkah pertama dalam LSTM yaitu memutuskan informasi apakah masukan x_t pada waktu (t) dan keluaran h_{t-1} pada waktu ($t-1$) akan diteruskan atau dibuang ke cell state yang dibuat oleh lapisan sigmoid yang disebut dengan forget gate, dan akan menghasilkan angka antara 0 dan 1. cell state menerima keluaran (output) h_{t-1} pada waktu ($t-1$) dan masukan (input) x_t pada waktu (t) dan menggabungkannya dalam vektor $[h_{t-1}, x_t]$ melalui transformasi σ menjadi:

$$f_t = \sigma(W_{xf} \cdot x_t + W_{hf} \cdot h_{t-1} + b_f), \quad (1)$$

dengan menyatakan forget gate, fungsi sigmoid, nilai weight untuk forget gate, nilai keluaran pada

waktu ke , nilai masukan pada waktu ke , nilai bias pada forget gate.

Langkah selanjutnya adalah memasukkan nilai informasi yang akan diarahkan cell state. Input gate memiliki dua fungsi aktivasi yaitu lapisan sigmoid dan lapisan tanh. Lapisan sigmoid dipilih untuk menemukan cell state yang harus diperbarui dan nilai yang akan diperbarui. Sedangkan lapisan tanh untuk mengontrol berapa banyak informasi baru ditambahkan. Berikut persamaan (2) dan (3) untuk nilai yang akan diperbarui:

$$i_t = \sigma(W_{xi} \cdot x_t + Wh_i \cdot h_{t-1} + b_i), \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_{xc} \cdot x_t + W_{hc} \cdot h_{t-1} + b_c), \quad (3)$$

Contoh sederhana, misal diberikan kalimat ulasan “pinjam sini bunga rendah”. Setiap kata menggunakan one-hot encoding untuk mengubah data kategorik/data text menjadi data numerik diberikan sebagai berikut

pinjam = [1 0 0 0], sini = [0 1 0 0], bunga = [0 0 1 0], rendah = [0 0 0 1].

Dari kalimat ulasan tersebut akan memprediksi aspek yang sudah ditentukan. Untuk aspek juga menggunakan one-hot encoding ditentukan sebagai berikut: Lainnya = [1 0 0 0], Layanan = [0 1 0 0], Produk = [0 0 1 0], Tampilan = [0 0 0 1]. Untuk memulai model pada LSTM ditentukan nilai awal dari h_0, c_0 dan bobot W pada masing-masing gerbang LSTM secara acak. Misal $h_0 = 0, c_0 = 0$, bobot W dan bias b sebagai berikut:

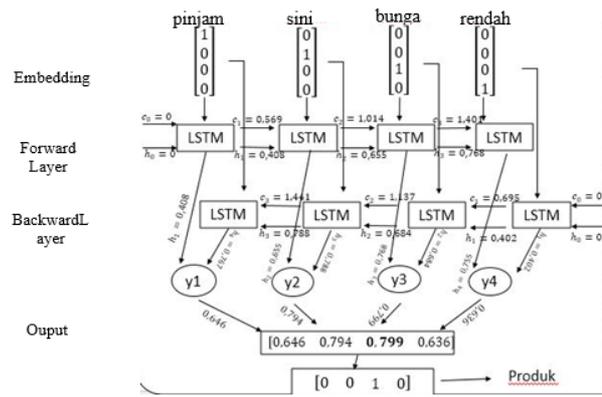
$$W_{xf} = \begin{bmatrix} 0,1 \\ 0,2 \\ 0,3 \\ 0,4 \end{bmatrix}, \quad W_{hf} = 0,8, \quad b_f = 0$$

$$W_{xi} = \begin{bmatrix} 0,5 \\ 0,6 \\ 0,7 \\ 0,8 \end{bmatrix}, \quad W_{hi} = 0,15, \quad b_i = 0,25$$

$$W_{xc} = \begin{bmatrix} 0,9 \\ 1,2 \\ 1,3 \\ 1,4 \end{bmatrix}, \quad W_{hc} = 0,17, \quad b_c = 0,32$$

$$W_{xo} = \begin{bmatrix} 0,9 \\ 0,95 \\ 0,85 \\ 0,25 \end{bmatrix}, \quad W_{ho} = 0,9, \quad b_o = 0,45$$

Pada Gambar 4 dapat dilihat model BiLSTM yang sudah dihitung berdasarkan kalimat ulasan “pinjam sini bunga rendah”.



Gambar 4. Contoh Model BiLSTM

Terdapat 2 lapisan forward layer yaitu memproses kata pertama menuju ke kata terakhir, backward layer yaitu memproses kata terakhir menuju ke kata pertama. Akan dilakukan proses BiLSTM dengan langkah-langkah berikut:

a. $\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, 0,0$ Untuk lapisan *forward layer* pada unit

LSTM pertama akan dihitung nilai $f_1, i_1, \tilde{C}_1, C_1, o_1$ dan h_1 dengan input $(x_1, h_0, c_0) = ($

$$f_1 = \sigma([0,1 \quad 0,2 \quad 0,3 \quad 0,4] \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + [0,8][0] + 0) = 0,525$$

$$i_1 = \sigma([0,5 \quad 0,6 \quad 0,7 \quad 0,8] \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + [0,15][0] + 0,25) = 0,679$$

$$\tilde{C}_1 = \tanh([0,9 \quad 1,2 \quad 1,3 \quad 1,4] \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + [0,17][0] + 0,32) = 0,839$$

$$o_1 = \sigma([0,9 \quad 0,95 \quad 0,85 \quad 0,25] \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + [0,9][0] + 0,45) = 0,749$$

$$c_1 = [0,525][0] + [0,679][0,839] = 0,569$$

$$h_1 = 0,794 \times \tanh(0,569) = 0,408$$

Untuk *forward layer* unit LSTM kedua juga dihitung nilai $f_2, i_2, \tilde{C}_2, C_2, o_2$ dan h_2 dilakukan dengan cara yang sama

dengan input $(x_2, h_1, c_1) = ($

$\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, 0,408, 0,569$). Ulangi sampai pada unit LSTM keempat dengan cara yang sama mengganti x sesuai embedding kata dan h, c yang sudah diperbarui dari unit LSTM sebelumnya.

b. Untuk lapisan *backward layer* pada unit LSTM pertama juga dilakukan serupa pada lapisan *forward layer* akan dihitung nilai $f_1, i_1, \tilde{c}_1, c_1, o_1$ dan h_1 dengan input

$$(x_4, h_0, c_0) = \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, 0, 0 \right)$$

$$f_1 = \sigma([0,1 \ 0,2 \ 0,3 \ 0,4] \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} + [0,8][0] + 0) = 0,599$$

$$i_1 = \sigma([0,5 \ 0,6 \ 0,7 \ 0,8] \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} + [0,15][0] + 0,25) = 0,741$$

$$\tilde{c}_1 = \tanh([0,9 \ 1,2 \ 1,3 \ 1,4] \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} + [0,17][0] + 0,32) = 0,938$$

$$o_1 = \sigma([0,9 \ 0,95 \ 0,85 \ 0,25] \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} + [0,9][0] + 0,45) = 0,668$$

$$c_1 = [0,599][0] + [0,741][0,938] = 0,695$$

$$h_1 = 0,668 \times \tanh(0,695) = 0,402$$

Untuk *backward layer* unit LSTM kedua juga dihitung nilai $f_2, i_2, \tilde{c}_2, c_2, o_2$ dan h_2 dilakukan dengan cara yang sama

dengan input $(x_3, h_1, c_1) = \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, 0,402, 0,695 \right)$. Ulangi

sampai pada unit LSTM keempat dengan cara yang sama mengganti x sesuai embedding kata dan h, c yang sudah diperbarui dari unit LSTM sebelumnya

c. Kemudian diperoleh nilai prediksi y_t sebagai berikut:

$$y_t = W_y \vec{h} + W_y \vec{h}$$

$$y_1 = [0,55][0,408] + [0,55][0,767] = 0,646$$

$$y_2 = [0,55][0,655] + [0,55][0,788] = 0,794$$

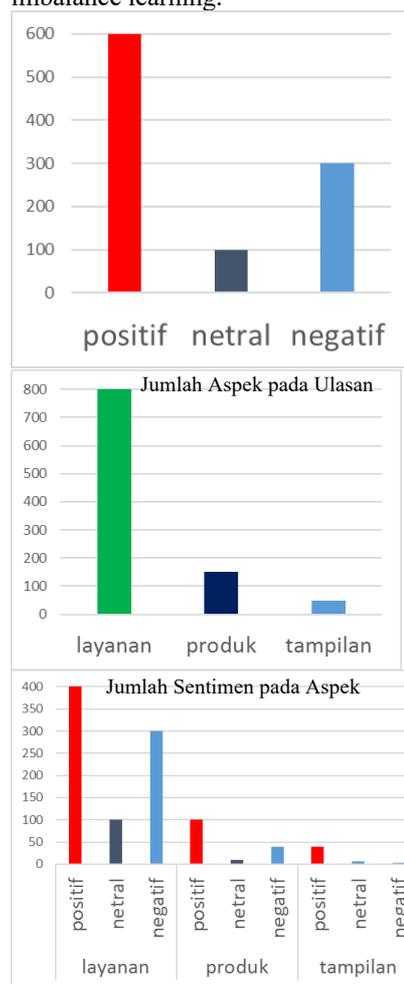
$$y_3 = [0,55][0,768] + [0,55][0,684] = 0,799$$

Didapatkan nilai prediksi $y = [0,646 \ 0,794 \ 0,799 \ 0,636]$. Setelah mendapatkan nilai prediksi, dicari nilai yang paling besar untuk diubah lagi menjadi *one-hot encoding*. Nilai terbesar didapatkan pada y_3 dengan nilai 0,799. Maka setelah diubah menjadi *one-hot encoding* didapatkan vektor $[0 \ 0 \ 1 \ 0]$ yang berarti termasuk kedalam aspek produk

3. Hasil dan Pembahasan

Gambar 5 menunjukkan hasil pelabelan data pada kalimat hasil pra pemrosesan. Kategori pada sentimen di tiap aspek tidak seimbang, namun demikian pada penelitian ini diasumsikan tidak ada prioritas pada

setiap aspek yang ada sehingga tidak dilakukan *imbalance learning*.

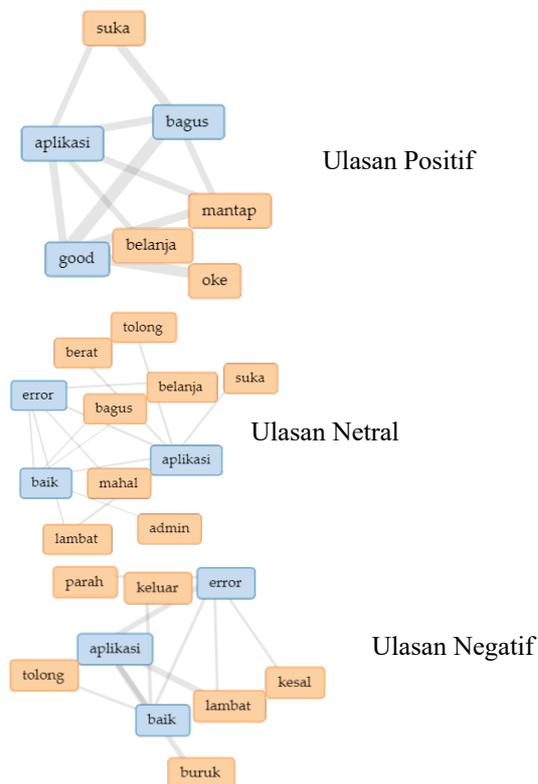


Gambar 5. Hasil Labelling

Selanjutnya setiap kelas dari label pada data ulasan divisualisasikan dengan wordcloud dan Wordlink menggunakan voyant tools. Tujuan visualisasi adalah untuk melihat kata yang sering muncul pada setiap kelas. Untuk hasil visualisasi label sentimen dilihat pada Gambar 6 dan Gambar 7.



Gambar 6. Hasil WordCloud

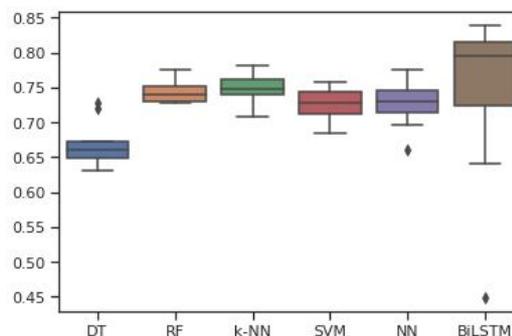


Gambar 6. Hasil WordLink

Pada penelitian ini, hasil klasifikasi dibagi menjadi 2 yaitu klasifikasi sentimen dan klasifikasi aspek. Pada klasifikasi sentimen dan klasifikasi aspek melakukan model selection dengan 10-cross validation. Dalam model selection ada metode Decision Tree (DT), Random Forest (RF), k-NN, Support Vector Machine (SVM), Neural Network (NN), dan Bidirectional LSTM (BiLSTM). Pada model Hasil dari kedua klasifikasi adalah sebagai berikut:

3.1 Analisis Sentimen

Dari hasil klasifikasi sentimen, peneliti melakukan model selection. Berikut model selection pada Gambar 7.



Gambar 7. Boxplot Klasifikasi Sentimen Menggunakan Metode DT, RF, KNN, SVM, NN, BiLSTM dengan 10 cross validation

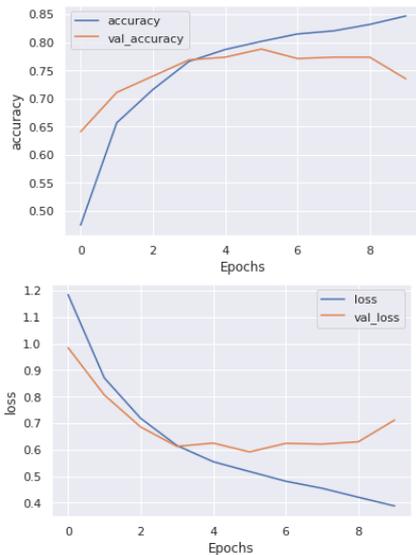
Pada Gambar 7 terlihat bahwa BiLSTM memiliki nilai tengah (median) dan juga hasil akurasi tertinggi dari metode yang lain. Oleh karena itu, untuk klasifikasi sentimen peneliti menggunakan BiLSTM. Pada lapisan BiLSTM ini menggunakan pengujian dengan jumlah neuron yaitu 16, kemudian semua jaringan dihubungkan ke setiap neuron dengan lapisan *Fully Connected* dengan jumlah unit 4. Selain itu, pada penelitian ini juga menggunakan fungsi aktivasi *Restricted Linear Unit (ReLU)* dan *softmax*. Selanjutnya, setelah semua model dibangun dikonfigurasi dahulu dengan menggunakan optimasi Adam dan *sparce categorical crossentropy* untuk mengetahui nilai loss dari model yang sudah terbentuk. Parameter lainnya yang membantu dalam proses training adalah epoch sebanyak 10.

Tabel 4. Total Parameter Jumlah Neuron 16

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(None, 200, 16)	80000
Bidirectional (Bidirectional)	(None, 32)	4224
dense (Dense)	(None, 16)	528
dense 1 (Dense)	(None, 4)	68
Total params:		84,820

Kemudian dari total parameter Tabel 4 ditraining dengan 10 epoch, sehingga menghasilkan nilai akurasi dan nilai loss pada data training dan data validasi. Berikut hasil training dengan 10 epoch untuk membandingkan model dapat dilihat pada Gambar 8.

Berdasarkan Gambar 8 terlihat pada epoch keenam didapatkan nilai loss terendah pada data validasi sebesar 0,5920 dan nilai loss pada data training sebesar 0,5180. Selain itu, pada penelitian ini menghasilkan nilai akurasi pada data training sebesar 81% dan nilai akurasi pada validasi sebesar 78,80% seperti yang dapat dilihat pada Tabel 5.



Gambar 8. (a) Nilai Akurasi dan (b) Nilai Loss pada data Training dan Validasi Jumlah Neuron 16

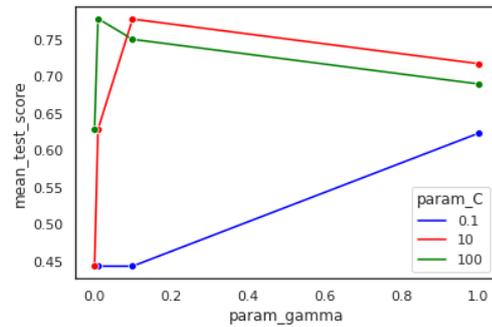
Tabel 4. Total Parameter Jumlah Neuron 16

Sentimen	Presisi	Recall	F1-Score
Negatif	0,78	0,80	0,79
Netral	0,74	0,90	0,81
Positif	0,24	0,09	0,13

Dari perbandingan diatas terlihat bahwa model sudah cukup baik dengan menunjukkan hasil akurasi data training dengan hasil akurasi data validasi tidak jauh berbeda, sehingga tidak mengalami overfitting yang dapat mengurangi akurasi pada saat melakukan data testing. Selanjutnya model akan diuji kepercayaan dengan melakukan pengujian terhadap data testing. Dilakukan perhitungan tingkat kepercayaan model dengan melihat akurasi, presisi, recall, dan F1-score dan didapatkan akurasi pada data testing sebesar 81%

3.2. Klasifikasi Aspek

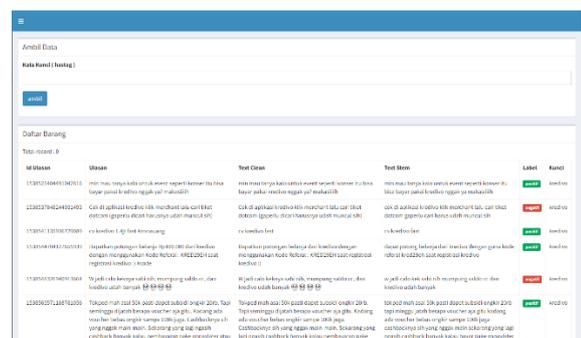
Pada pembentukan model aspek model SVM dilakukan *cross validation* menggunakan *Grid Search CV* dengan *10-cross validation* untuk menguji performa *machine* dalam membentuk klasifikasi. Kernel yang dipakai yaitu sigmoid dengan visualisasi uji dapat dilihat pada Gambar 9 dan didapatkan akurasi 78%.



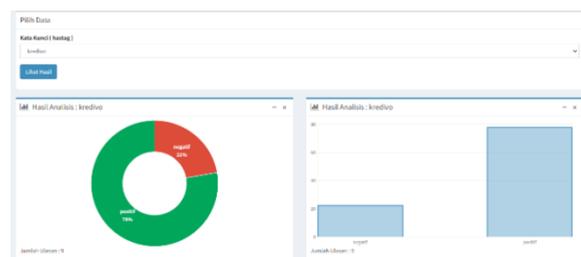
Gambar 9. Visualisasi Uji Kernel Sigmoid

3.3. Aplikasi

Aplikasi yang digunakan sebagai *User Interface* adalah Web dengan PHP dan MySQL seperti yang ditunjukkan pada Gambar 10 untuk pemrosesan hasil ulasan dan Gambar 11 sebagai hasil ulasan.



Gambar 10. Tampilan Antar Muka Pra Pemrosesan Ulasan



Gambar 11. Tampilan Antar Muka Pemrosesan Ulasan

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, untuk klasifikasi sentimen menggunakan hyperparameter dilakukan pengujian dan model dapat memprediksi ulasan aplikasi dengan menggunakan model BiLSTM dengan menggunakan hyperparameter neuron 16 dan epoch keenam dan menghasilkan akurasi sebesar 81%. Pada klasifikasi aspek menggunakan model SVM dengan 10-cross validation kernel sigmoid, parameter c dengan nilai 100, gamma dengan nilai 0,01 dan menghasilkan akurasi sebesar 78%. Pada aplikasi pembelian barang dengan cicilan, kelebihan untuk aspek layanan adalah banyak respon cepat dan mudah dalam ajuan kredit,

aspek produk adalah bunga rendah dan limit kredit serta tenor bayar, aspek tampilan adalah pada UI yang baik.

Daftar Rujukan

- [1] A. A. Rizal and S. Hartati, "Prediksi Kunjungan Wisatawan di Pulau Lombok dengan Menerapkan Recurrent Neural Network dengan Algoritma Training Extended Kalman Filter.," *J. Ilm. ILMU Komput.*, vol. X, no. 1, pp. 7–18, 2017.
- [2] E. Subowo, I. Rosyadi, and H. H. Kusumawardhani, "Twitter Data as Decision Tree Parameter for Analysis of Tourism Potential Policies," vol. 436, pp. 474–478, 2020, doi: 10.2991/assehr.k.200529.099.
- [3] E. Subowo, E. Sedyono, and Farikhin, "Ant Colony Algorithm for Determining Dynamic Travel Routes Based on Traffic Information from Twitter," *E3S Web Conf.*, vol. 125, no. 201 9, 2019, doi: 10.1051/e3sconf/201912523012.
- [4] J. Song, "Aspect-Based Sentiment Analysis on Mobile Game Reviews Using Deep Learning," *Grad. Sch. Comput. Inf. Sci. Hosei Univ.*, 2020.
- [5] Y. Ma, H. Peng, and E. Cambria, "Targeted aspect-based sentiment analysis via embedding commonsense knowledge into an attentive LSTM," *32nd AAAI Conf. Artif. Intell. AAAI 2018*, pp. 5876–5883, 2018.
- [6] Y. Achmad, R. C. Wihandika, and C. Dewi, "Klasifikasi emosi berdasarkan ciri wajah wenggunakan convolutional neural network," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 11, pp. 10595–10604, 2019.
- [7] E. Subowo, T. R. Soeprbowati, and A. P. Widodo, "Prediction Meaning of Words with Word2Vec on Whatsapp Data for Disaster Topic," *E3S Web Conf.*, vol. 317, p. 05020, 2021, doi: 10.1051/e3sconf/202131705020.
- [8] A. S. Balantimuhu, S. H. Pramono, and H. Suyono, "Konsolidasi Beban Kerja Kluster Web server Dinamis dengan Pendekatan Backpropagation Neural Network," *Eeccis*, vol. 12, no. 2, pp. 72–77, 2018.
- [9] H. F. Fadli and A. F. Hidayatullah, "Identifikasi Cyberbullying Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Klasifikasi Random Forest," 2019.
- [10] M. Tomas, "Recurrent neural network based language model 's Mikolov Introduction Comparison and model combination Future work," *Elev. Annu. Conf. Int. speech Commun. Assoc.*, no. September, pp. 1–24, 2010.