

Deteksi Aspek Review E-Commerce Menggunakan IndoBERT Embedding dan CNN

By Syaiful Imron

Deteksi Aspek Review E-Commerce Menggunakan IndoBERT Embedding dan CNN

Syaiful Imron¹, Esther Irawati Setiawan¹, dan Jan Santoso¹

¹Departemen Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Institut Sains dan Teknologi Terpadu Surabaya, Surabaya, Indonesia

Corresponding author: Esther Irawati Setiawan (esther@istts.ac.id)

ABSTRACT With the development of information technology, the term e-commerce appears in the business world. In e-commerce there is a review feature, customers can provide reviews in the form of text, images, and stars. These reviews are opinions from customers regarding the items purchased. But in most e-commerce, there are no category features related to reviews, this makes it difficult for potential buyers to analyze manually. Aspect-based sentiment analysis (ABSA) is a solution to this problem. ABSA has three tasks, one of which is Aspect Category Detection which aims to classify customer reviews into several aspects where the aspects have been predetermined. Quite a lot of research related to aspect category detection using machine learning. Of the several methods tested, the Convolutional Neural Network (CNN) is the best method. In addition, the use of BERT as word embedding produces better results than conventional word embedding. This research uses a dataset from Bukalapak e-commerce with 3114 reviews and 6 aspects (Accuracy, Delivery, Quality, Price, Packaging, and Service). Based on trials using IndoBERT as word embedding and CNN for aspect detection, an accuracy of 94.86% was obtained. Thus, the model can be used for detection aspects. In addition, the CNN method gets better results than the LSTM method.

KEYWORDS Aspect Category Detection, CNN, IndoBERT, Reviews.

ABSTRAK Dengan semakin berkembangnya teknologi informasi, maka muncul istilah *e-commerce* dalam dunia bisnis. Pada *e-commerce* ada fitur *review*, pelanggan dapat memberikan *review* berupa teks, gambar, dan bintang. *Review* tersebut merupakan opini dari pelanggan terkait barang yang dibeli. Tetapi pada kebanyakan *e-commerce* tidak ada fitur kategori terkait *review* hal ini membuat calon pembeli kesusahan dalam menganalisa secara manual. *Aspect-based sentiment analysis* (ABSA) merupakan solusi dari permasalahan tersebut. ABSA memiliki tiga tugas salah satunya *Aspect Category Detection* yang memiliki fungsi untuk menggabungkan *review* pelanggan menjadi beberapa aspek dimana aspek-aspek tersebut sudah didefinisikan terlebih dahulu. Cukup banyak penelitian terkait *Aspect Category Detection* dengan menggunakan *machine learning*. Dari beberapa metode yang diuji, *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan metode terbaik. Selain itu penggunaan BERT sebagai *word embedding* menghasilkan output yang bagus baik dari pada *word embedding* konvensional. Penelitian ini menggunakan dataset dari *e-commerce* Bukalapak dengan 3114 review dan 6 aspek (Akurasi, Pengiriman, Kualitas, Harga, Pengemasan, dan Pelayanan). Berdasarkan uji coba dengan menggunakan IndoBERT sebagai *word embedding* dan CNN untuk deteksi aspek, maka didapatkan akurasi sebesar 94,86%. Dengan demikian model tersebut dapat digunakan untuk deteksi aspek. Selain itu, metode CNN mendapatkan hasil yang lebih baik dari pada metode LSTM.

KATA KUNCI Aspect Category Detection, CNN, IndoBERT, Review.

I. PENDAHULUAN

Teknologi informasi saat ini mudah diperoleh karena teknologi informasi telah merasuk ke seluruh lapisan masyarakat Indonesia. Teknologi informasi berkembang dan

mengalami perubahan yang membawa banyak kemudahan bagi kehidupan masyarakat. Saat ini terjadi sinergi antara teknologi informasi dan bisnis yang tidak dapat dipisahkan dengan mudah, perpaduan antara teknologi informasi dan

bisnis memunculkan istilah *e-commerce* [1]. Pada sistem *e-commerce*, review pelanggan menjadi bagian penting bagi kelangsungan bisnis perusahaan. Oleh karena itu, mengembangkan dan mempertahankan konsumen merupakan cara yang menguntungkan perusahaan [2]. Tetapi review pelanggan, informasi yang diposting tidak lengkap, hanya berupa teks, gambar, video, bintang dan tidak ada kategori khusus. Untuk itu review pelanggan perlu dilakukan analisis sentimen.

Dalam *Natural Language Processing* (NLP) terdapat salah satu topik yang mempunyai tugas ekstrak dan deteksi teks guna menghasilkan polaritas dari teks tersebut. Dalam suatu teks, polaritas dapat berupa positif, negatif, atau netral. Topik yang dimaksud adalah analisis sentimen [3]. Analisis sentimen terbatas menentukan polaritas hanya pada satu aspek saja. Untuk menentukan aspek dan polaritas sentimen dapat menggunakan *aspect-based sentiment analysis* (ABSA) [4].

ABSA bertujuan untuk ekstrak sebuah kalimat untuk mengetahui aspek dan sentimen. Hal ini guna mendapatkan jumlah aspek dalam kalimat tersebut dan menentukan polaritas sentimen dari setiap aspek. Contoh review “barang bagus, tapi pengiriman lama”, pada review tersebut kalimat “barang bagus” ini menunjukkan konteks “kualitas” yang bernilai “positif”. Sedangkan pada kalimat “pengiriman lama” menunjukkan konteks “pengiriman” yang bernilai “negatif”.

Penelitian tentang ABSA pada *Semantic Evaluation* 2014 [5], 2015 [6], dan 2016 [7], menjelaskan ada beberapa task yang digunakan yaitu *Sentiment Polarity Classification*, *Opinion Target Expression*, dan *Aspect Category Detection*. *Aspect Category Detection* berfungsi untuk menggabungkan review pelanggan menjadi beberapa aspek dimana aspek-aspek tersebut sudah didefinisikan terlebih dahulu [8].

Cukup banyak penelitian terkait *Aspect Category Detection* dengan menggunakan pendekatan *machine learning*. Beberapa metode yang ada pada *machine learning* antara lain SVM, LSTM dan CNN. Berdasarkan penelitian [9] klasifikasi aspek dengan menggunakan CNN mendapatkan hasil yang paling baik dibandingkan dengan SVM dan LSTM.

BERT adalah teknik pra-pelatihan berbasis jaringan saraf untuk NLP [10]. Selain *Word2Vec* atau *GloVe* BERT dapat digunakan sebagai *word embedding*. Pada penelitian [11] [12] dengan menggunakan BERT sebagai *word embedding* memiliki hasil lebih baik dari pada menggunakan *Word2Vec* atau *GloVe*.

Berdasarkan latar belakang tersebut, belum ada penelitian tentang deteksi aspek dengan menggunakan BERT sebagai *word embedding* dan metode CNN. Oleh karena itu, penelitian ini mengangkat topik tentang deteksi aspek review e-commerce dengan menggunakan BERT sebagai *word embedding*, metode CNN untuk deteksi aspek, dan dataset bahasa Indonesia.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Pada tahun 2018, [3] melakukan penelitian terkait ekstraksi aspek dengan menggunakan CNN. Model yang dibangun terdiri dari satu *convolutional layer* diikuti *non-linearity*, *max pooling*, dan *fully connected layer*. Untuk mencegah *overfitting* menggunakan *regularization*. Terdapat 2 jenis dataset yang digunakan, yaitu dataset kriket dan dataset restoran. Dataset kriket terdiri dari 6 kategori aspek dan 2958 review. Sedangkan dataset restoran terdiri dari 5 aspek dan 2053 review. Penelitian ini juga membandingkan akurasi dari CNN dengan SVM, RF, dan KNN. Setelah dilakukan pengujian terhadap 2 jenis dataset, maka didapatkan hasil bahwa model CNN mendapatkan akurasi yang lebih baik dari SVM, RF, dan KNN.

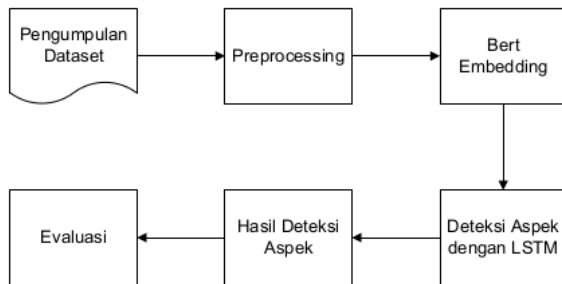
Penelitian tentang *opinion mining* dengan membandingkan dua metode, yaitu LSTM dan CNN dilakukan oleh [13] pada tahun 2018. Untuk model LSTM menggunakan *hidden state* sebanyak 600, sedangkan model CNN untuk *window size* sebanyak 5 dan *feature dimension* sebanyak 300. Kedua model menggunakan *L2 regularization* untuk mengatasi *overfitting*. Sedangkan *word embedding* menggunakan *GloVe2*. Penelitian ini menggunakan *SemEval* 2014 sebagai dataset dengan domain laptop dan restoran. Berdasarkan uji coba didapatkan bahwa model CNN mendapatkan hasil lebih baik dari model LSTM. Dimana model CNN mendapatkan akurasi sebesar 77,48%. Sedangkan model LSTM sebesar 74,30%. Hal ini disebabkan *convolutional layer* pada CNN memiliki keunggulan dalam mengekstraksi fitur lokal suatu teks.

Selanjutnya penelitian tentang ekstraksi aspek dilakukan oleh [14]. Pada penelitian tersebut menggunakan CNN. Model yang dibangun terdiri dari dua *convolutional layer*, dua *max pooling*, dan *fully connected layer* dengan *softmax*. Penelitian ini juga membandingkan *word2vec* dan CBOW sebagai *word embedding*. *Part of speech tags* (POS) digunakan sebagai fitur tambahan. Fitur POS yang digunakan adalah *noun*, *verb*, *adjective*, *adverb*, *preposition*, dan *conjunction*. Dataset yang digunakan adalah *SemEval* 2014. Hasil penelitian dengan menggunakan CBOW sebagai *word embedding*, mendapatkan akurasi yang lebih baik daripada menggunakan *word2vec*. Sedangkan model CNN yang menggunakan POS sebagai fitur tambahan mendapatkan akurasi yang lebih baik dari pada model CNN tanpa POS.

III. METHODOLOGY

Pada tahap ini, menjelaskan arsitektur dan metode yang digunakan. Desain arsitektur pada penelitian deteksi aspek ini ada 6 proses yaitu pengumpulan dataset, *preprocessing*, *word embedding*, deteksi aspek, pengujian dan evaluasi. Proses pengumpulan data review dari e-commerce bukalapak dilakukan dengan cara *scrapping*. Selanjutnya dilakukan *preprocessing*. Tahap selanjutnya *word embedding* dengan menggunakan BERT. Proses selanjutnya yaitu deteksi aspek menggunakan CNN. Terakhir melakukan pengujian dan evaluasi menggunakan *confusion matrix*. Gambar 1

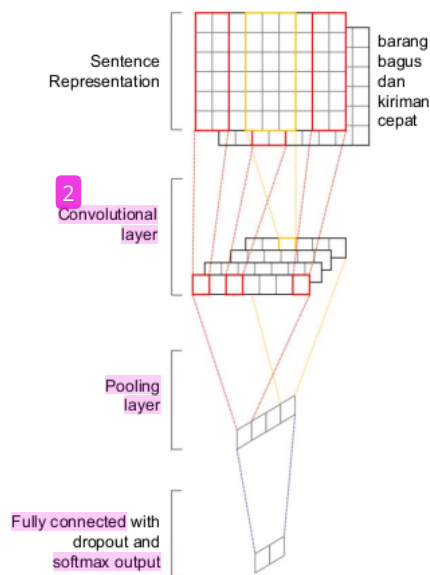
merupakan tahapan proses penelitian deteksi aspek dengan menggunakan BERT dan CNN.



GAMBAR 1. Arsitektur Penelitian Ekstraksi Aspek

A. CNN

Pada awalnya, *convolutional neural network* (CNN) sering dipergunakan untuk memproses gambar. Namun pada tahun 2015, [15] melakukan penelitian tentang penggunaan CNN untuk klasifikasi teks. Arsitektur CNN yang digunakan untuk klasifikasi teks antara lain representasi kalimat, *convolutional layer*, *max-pooling layer*, *fully connected layer*, *droupout* dan *softmax*. Untuk arsitektur CNN dapat dilihat pada Gambar 2.



GAMBAR 2. Arsitektur CNN

Berikut ada penjelasan terkait dengan arsitektur CNN dalam Gambar 2:

1) Representasi teks

Pada tiap *input* CNN, kalimat harus dalam bentuk vektor. Untuk merubah menjadi sebuah vektor, maka diperlukan *word embedding*. Selanjutnya vektor tersebut dapat dipergunakan untuk *input* ke dalam *convolutional layer*.

2) Convolutional layer

Dalam *convolutional layer* dilakukan proses *convolution* dengan menggunakan sebuah *filter* atau biasa disebut *slidding window*. Cara kerja *filter* atau *slidding window* adalah memecah representasi kata dari *matriks* vektor kedalam beberapa *window*. Dalam proses *convolutional layer* akan menghasilkan *feature map*.

3) Pooling layer

Dalam proses *pooling layer* terdapat beberapa metode, salah satunya yaitu *max-pooling layer*. *Max-pooling* bekerja dengan cara mengambil nilai paling tinggi dari *feature map*.

4) Fully connected layer

Pada *layer* ini semua hasil dari *max-pooling* dengan menggunakan *activation function* dan menghasilkan representasi baru dari kalimat.

5) Droupout.

Droupout digunakan untuk mengatasi agar tidak terjadi *overfitting*.

6) Optimization

Untuk menurunkan nilai *loss* dari sebuah model selama proses *training* maka diperlukan *optimization*. Ada beberapa jenis *optimizer* yang dapat dipakai antara lain, *Adadelta* [16], *Adam* [17], *Nadam* [18] dan *SGD* [19].

7) Sigmoid.

Teknik ini digunakan apabila output hanya berupa 2 buah *class*.

8) Softmax.

Teknik ini digunakan pada penelitian *multiclass classification*. Hasil dari *fully connected layer* diproses *softmax* dengan cara mengambil probabilitas terbesar untuk menentukan *class*.

B. WORD EMBEDDING

Dalam bidang NLP, ada sebuah teknik pembelajaran yaitu *word embedding*. Dalam proses *word embedding*, setiap kata akan dirubah menjadi kumpulan vektor angka. Pada penelitian ini *word embedding* menggunakan BERT. Untuk inputan dilakukan penambahan *special token* [CLS] di awal kalimat, sedangkan [Sep] dipenghubung dan diakhir kalimat.

Pertama kalimat *input* yang sudah ditambah *spesial token*, dilakukan tokenisasi. Tokenisasi adalah proses merubah kalimat input menjadi *token* berdasarkan *vocabulary*. Apabila terdapat kata yang tidak ada dalam *vocabulary*, kata tersebut akan diganti menjadi kata dasar yang terdapat pada *vocabulary* dan diberi tanda (#) pada bagian yang tidak diketahui [20].

Hasil tokenisasi selanjutnya dirubah menjadi *token id* dan *attention mask*. *Token id* dan *attention mask* perlu dirubah menjadi *tensor*. Untuk itu merubah data menjadi *tensor* pada penelitian ini menggunakan model *indoBERT-base-pl* yang didapat dari *library huggingface transformer* [21] [22]. Untuk contoh BERT *embedding* dapat dilihat pada Gambar 3.

INPUT	[CLS]	harga	murah	[SEP]	kirim	##an	lama	[SEP]	PAD	PAD
TOKEN ID	2	1162	4899	3	13032	16932	9063	3	0	0
ATTENTION MASK	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0

GAMBAR 3. BERT Embedding

C. CONFUSION MATRIX

Untuk mengetahui *performace* sebuah model maka perlu dilakukan evaluasi. Salah satu metode evaluasi adalah *confusion matrix*. Dalam *confusin matrix* terdapat beberapa metrix, antara lain akurasi, *recall*, *precision*, dan *F1-score*.

1) Akurasi.

Akurasi menggambarkan akurasi dari sebuah model dalam mengklasifikasikan dengan benar.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

2) Recall.

Recall menggambarkan hasil prediksi yang benar dengan jumlah data asli yang bernilai sama.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

3) Precision

Precision menggambarkan hasil prediksi yang benar dengan total jumlah hasil prediksi yang bernilai sama.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

4) F1-Score

F1-Score menggambarkan perbandingan rata-rata precision dan recall yang dibobotkan.

$$\text{F1-Score} = \frac{2TP}{2TP+FP+FN} \quad (3)$$

	Actually Positive (1)	Actually Negative (0)
Predicted Positive (1)	True Positives (TPs)	False Positives (FPs)
Predicted Negative (0)	False Negatives (FNs)	True Negatives (TNs)

GAMBAR 4. Confusion Matrix

IV. UJICOBAN DAN PEMBAHASAN

Dalam tahap ini akan membahas proses terkait dengan penelitian, meliputi *preprocessing*, *word embedding*, *training* model, *testing* model dan *evaluasi*.

A. DATASET

Pada penelitian ini menggunakan dataset *review* dari *e-commerce* Bukalapak. Hanya menggunakan *review* yang

berupa teks deskriptif dalam Bahasa Indonesia. Selanjutnya pengelompokan kategori aspek mengikuti penelitian [23]. Dimana ada enam aspek yaitu akurasi, kualitas, pelayanan, harga, pengemasan, dan pengiriman. Dataset yang didapat sebanyak 3,114 *review* dimana distribusi dataset tersebut dapat dilihat dalam Tabel I.

TABEL I
DISTRIBUSI DATASET

Aspek	Jumlah
Kualitas	1124
Pengiriman	592
Akurasi	504
Pengemasan	312
Harga	302
Pelayanan	280
Total	3114

Sebelum dilakukan proses labeling, ada beberapa *review* yang dihapus dari dataset dikarenakan *review* tersebut tidak terkait dengan barang yang dibeli oleh pelanggan. Sehingga *review* yang digunakan merupakan *review* yang terkait dengan barang yang dibeli oleh pelanggan. Sehingga *review* sesuai dengan kategori aspek yang ada. Contoh *review* yang dihapus dapat dilihat dalam Tabel II.

TABEL II
CONTOH REVIEW

Review
mantap om, makasih ya...
harga kualitas fungsi produk
awalnya takut dapat seperti yg ada di bintang 1 or 2
Belum dibuka

Dalam penelitian ini metode yang akan digunakan untuk melakukan deteksi aspek adalah *supervised learning*, untuk itu diperlukan proses labeling untuk dataset. Pelabelan aspek *review* dilakukan secara manual. Contoh *review* yang sudah diberi label aspek dapat dilihat dalam Tabel III.

TABEL III
CONTOH REVIEW

Review	Aspek
respon sangat cepat begitu pesan proses dikirim	Pelayanan
recomendasi baik seller	
Barang sudah diterima dengan packing yg rapi	Pengemasan
Barang baru dipake udah gabisa hidup lagi di ganti	Kualitas
baterai lain juga tetep gabisa hidup	
Harga murah tp bukan barang murahan	Harga
Seller kalau di chat balasnya sangat lama,	Pelayanan
bagaimana kalau mau komplain	
Barang yang dikirim sesuai dengan gambar yang ada	Akurasi

B. PREPROCESSING

Dataset sebelum diproses lebih lanjut, terlebih dahulu dilakukan *preprocessing*. Dalam tahap *preprocessing* ini

terdapat 4 proses, yaitu *case folding*, *punctuation removal*, *word normalization*, dan *stemming*.

1) *Case folding*

Case folding merupakan proses merubah semua huruf menjadi huruf kecil atau huruf besar. Hanya huruf 'A' sampai huruf 'Z' yang diubah.

2) *Punctuation removal*

Punctuation removal merupakan proses menghapus karakter selain huruf antara lain menghapus tag HTML, menghapus tanda baca, menghapus *non-ascii*, dan menghapus spasi berlebih.

3) *Word normalization*

Word normalization dilakukan untuk normalisasi kata kata yang disingkat, kata yang mengalami kesalahan penulisan, dan kata yang tidak sesuai dengan KBBI.

4) *Stemming*

Stemming proses untuk menghilangkan imbuhan, awalan, dan akhiran dari sebuah kata. *Stemming* dalam penelitian ini menggunakan library Sastrawi.

20

C. PEMBAGIAN DATA TRAINING DAN TESTING

Sebelum dilakukan *word embedding*, dataset terlebih dahulu dibagi menjadi *data training* dan *data testing*. *Data training* berfungsi menganalisa pola dalam membangun model. *Data testing* berfungsi untuk mengukur akurasi model yang telah dibangun. Untuk pembagian dataset, 80% *data training* dan 20% *data testing* dengan menggunakan library *sklearn*.

D. WORD EMBEDDING

Training *word embedding* menggunakan BERT sebagai *word embedding*. Penelitian ini menggunakan *IndoBERT* model *IndoBERT-base-p1* yang menggunakan *indo4B* sebagai dataset. Panjang *word embedding* dalam penelitian ini 128 token. Gambar 4 merupakan hasil *word embedding*. Hasil dari *word embedding* menggunakan BERT adalah *token id* dan *attention mask*.

```
[array([[ 2, 5040, 972, ..., 0, 0, 0],
        [ 2, 3511, 27, ..., 0, 0, 0],
        [ 2, 8302, 2279, ..., 0, 0, 0],
        ...,
        [ 2, 7424, 2659, ..., 0, 0, 0],
        [ 2, 963, 786, ..., 0, 0, 0],
        [ 2, 2885, 1107, ..., 0, 0, 0]],
       [1, 1, 1, ..., 0, 0, 0],
       [1, 1, 1, ..., 0, 0, 0],
       ...,
       [1, 1, 1, ..., 0, 0, 0],
       [1, 1, 1, ..., 0, 0, 0],
       [1, 1, 1, ..., 0, 0, 0]], dtype=int32)
```

GAMBAR 5. Hasil IndoBERT

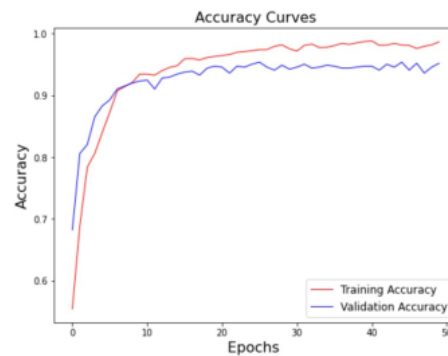
E. PENGUJIAN MODEL

Dalam tahap ini membahas pengujian model yang sudah dibangun. *Parameter* yang gunakan dapat dilihat pada Tabel IV. *Parameter* ini didapat dilakukan setelah melakukan beberapa kali ujicoba.

TABEL IV
PARAMETER

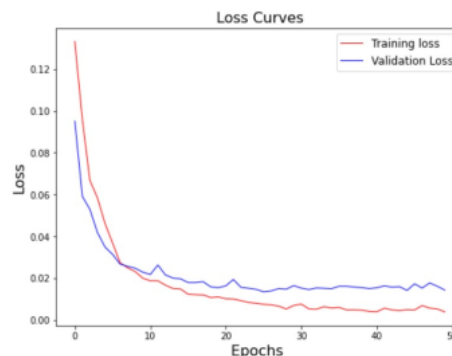
Parameter	Value
Filter Size	300
Feature Maps	5
Regularizer L1	0,1
Dropout	12
Epoch	50
Batch Size	32
Leaming Rate	1e-3
Optimizer	Adam

Setelah dilakukan pengujian terhadap dataset *review* bukalapak dengan enam aspek (pengemasan, akurasi, kualitas, pengiriman, harga, dan pelayanan), deteksi aspek dengan model CNN mendapatkan akurasi sebesar 94,86%, *precision* 95,32%, *recall* 94,86%, dan *F1-score* 95,09%. Untuk akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* nilai yang digunakan adalah *weighted average*. Gambar 5 merupakan grafik validasi akurasi deteksi aspek menggunakan model CNN. Pengujian pada epoch pertama sampai epoch ke 10, akurasi masih dibawah 90%. Tetapi mulai epoch ke 10 sampai epoch ke 50, akurasi stabil di atas 90%.



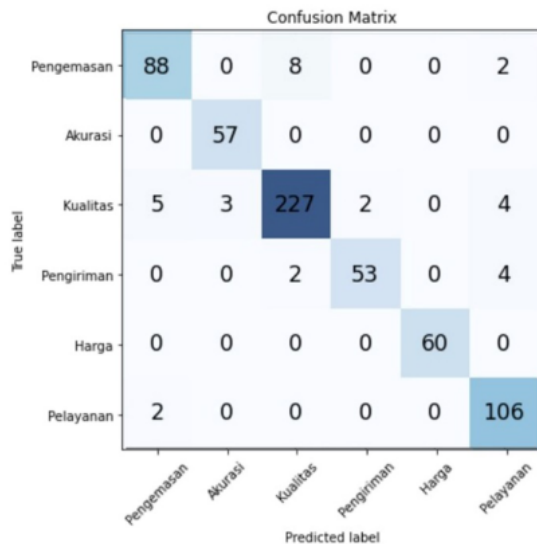
GAMBAR 6. Grafik Akurasi

Pada gambar 6, merupakan grafik validasi *loss* karena BERT *embedding* dan model CNN untuk deteksi aspek. Pada grafik valisasi *loss* deteksi aspek, nilai *loss* dari data *train* lebih kecil dari pada data *test*.



GAMBAR 7. Grafik Loss

Selanjutnya menggunakan *confusion matrix* guna melakukan pengecekan hasil pengujian. Berdasarkan pada gambar 7, hasil aspek pengemasan: 88, akurasi: 57, kualitas: 227, pengiriman: 53, harga: 60, dan pelayanan: 106. Ada beberapa data review yang tidak sesuai dengan aspeknya. Sebagai contoh, ada 2 review tentang aspek kualitas tetapi terdeteksi sebagai pengiriman.



GAMBAR 8. Confusion Matrix

Setelah model selesai dibangun dan dilakukan evaluasi, selanjutnya dilakukan pengujian *review*. Hal ini bertujuan untuk mengetahui *review* tersebut diprediksi secara benar atau salah oleh model. Untuk hasil pengujian *review* dapat dilihat pada Tabel V. Ada beberapa *review* yang salah prediksi, hal ini karena ada beberapa kata yang mirip atau sama antar aspek.

TABEL V
HASIL PENGUJIAN REVIEW

Review	Aspek	Aspek Prediksi
barang baru dipake udah gabisa hidup lagidi ganti baterai lain juga tetep gabisa hidup	Kualitas	Kualitas
respon sangat cepat begitu pesan proses dikirim	Pelayanan	Pengiriman
Namun akan lebih baik apabila pengiriman dipercepat	Pengiriman	Pengiriman
harga murah tp bukan barang murahan	Harga	Harga
barang bagus sdh diterima dgn packing yg rapi	Pengemasan	Kualitas

Selain itu penelitian ini juga membandingkan metode CNN dan metode LSTM. Hasil pengujian perbandingan metode CNN dan metode LSTM dapat dilihat pada Tabel VI. Berdasarkan pengujian bahwa metode CNN mendapatkan hasil lebih baik daripada metode LSTM. Deteksi aspek dengan

menggunakan metode CNN mendapatkan akurasi sebesar 94,86% sedangkan menggunakan metode LSTM mendapatkan akurasi sebesar 88,92%. Kedua model, untuk nilai yang digunakan adalah *weighted average*.

TABEL VI
PERBANDINGAN METODE

Aspek	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
CNN	95,32%	94,86%	95,09%	94,86%
LSTM	90,01%	88,20%	88,90%	88,92%

V. KESIMPULAN

Setelah dilakukan pengujian dan evaluasi, penelitian ekstraksi aspek dengan menggunakan BERT sebagai word embedding dan metode CNN untuk ekstraksi aspek mendapatkan hasil yang sangat baik, yaitu akurasi sebesar 94,86%. Sedangkan deteksi aspek dengan menggunakan metode LSTM, hanya mendapatkan akurasi sebesar 88,92%. Untuk itu dapat diambil kesimpulan bahwa metode CNN lebih baik dari pada metode LSTM untuk deteksi aspek.

Pada penelitian ini penyebaran dataset antar aspek tidak merata, hal ini dapat mempengaruhi akurasi sebuah model. Diharapkan pada penelitian yang akan datang penyebaran dataset antar aspek agar merata. Disamping itu, penelitian yang akan datang dapat menggunakan BERT sebagai ekstraksi aspek, tidak hanya sebagai word embedding. Penelitian yang dilakukan penulis adalah *single label classification*, diharapkan dimasa mendatang dapat menggunakan penelitian *multi label classification*.

DAFTAR PUSTAKA

- D. Hendarsyah, "E-Commerce Di Era Industri 4.0 Dan Society 5.0," *Iqtishaduna*, vol. 8, no. 2, pp. 171–184, Dec. 2019, 10.46367/iqtishaduna.v8i2.170.
- R. P. Ananda and A. Yuniawan, "Studi Empiris Kepuasan Pelanggan E-Commerce Secara Global," *SLJIL*, vol. 6, no. 7, p. 3499, Jul. 2021, 10.36418/syntax-literare.v6i7.3541.
- Md. A. Rahman and E. Kumar Dey, "Aspect Extraction from Bangla Reviews using Convolutional Neural Network," in 2018 Joint 7th International Conference on Informatics, Electronics & Vision (ICIEV) and 2018 2nd International Conference on Imaging, Vision & Pattern Recognition (icIVPR), Kitakyushu, Japan, Jun. 2018, pp. 262–267, 10.1109/ICIEV.2018.8641050.
- T. Alvarez-López, J. Junca-Martínez, M. Fernández-Gavilanes, E. Costa-Montenegro, dan F.J. González-Castá, "SVM and CRF for Aspect Detection and Unsupervised Aspect-Based Sentiment Analysis," *Proc. 10th Int. Work. Semant. Eval.*, 2016, hal. 306–311.
- M. Pontiki, D. Galanis, J. Pavlopoulos, H. Papageorgiou, I. Androutsopoulos, dan S. Manandhar, "SemEval-2014 Task 4: Aspect Based Sentiment Analysis," *Proc. 8th Int. Work. Semant. Eval.*, 2015, hal. 27–35.
- H. Papageorgiou, I. Androutsopoulos, D. Galanis, M. Pontiki, dan S. Manandhar, "SemEval-2015 Task 12: Aspect Based Sentiment Analysis," *Proc. 9th Int. Work. Semant. Eval.*, 2015, hal. 486–495.
- M. Pontiki, D. Galanis, H. Papageorgiou, dkk., "SemEval-2016 Task 5: Aspect Based Sentiment Analysis," *Proc. 10th Int. Work. Semant. Eval.*, 2016, hal. 19–30.
- S. Movahedi, E. Ghadery, H. Faili, dan A. Shakery, "Aspect Category Detection via Topic-Attention Network," *arXiv Prepr. arXiv 1901.01183*, hal. 1–9, 2019.
- H. H. Do, P. Prasad, A. Maag, and A. Alsadoon, "Deep Learning for Aspect-Based Sentiment Analysis: A Comparative Review," *Expert*

- Systems with Applications, vol. 118, pp. 272–299, Mar. 2019, 10.1016/j.eswa.2018.10.003.
- [10] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. ArXiv:1810.04805 [Cs].
- [11] P. R. Amalia and E. Winarko, "Aspect-Based Sentiment Analysis on Indonesian Restaurant Review Using a Combination of Convolutional Neural Network and Contextualized Word Embedding," *Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 15, no. 3, p. 285, Jul. 2021. 10.22146/ijccs.67306.
- [12] R. Man and K. Lin, "Sentiment Analysis Algorithm Based on BERT and Convolutional Neural Network," in *2021 IEEE Asia-Pacific Conference on Image Processing, Electronics and Computers (IPEC)*, Dalian, China, pp. 769–772, Apr. 2021. 10.1109/IPEC51340.2021.9421110.
- [13] W. Quan, Z. Chen, J. Gao, and X. T. Hu, "Comparative Study of CNN and LSTM based Attention Neural Networks for Aspect-Level Opinion Mining," in *2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, Seattle, WA, USA, Dec. 2018, pp. 2141–2150. 10.1109/BigData.2018.8622150.
- [14] S. Poria, E. Cambria, and A. Gelbukh, "Aspect extraction for opinion mining with a deep convolutional neural network," *Knowledge-Based Systems*, vol. 108, pp. 42–49, Sep. 2016, 10.1016/j.knsys.2016.06.009.
- [15] KIM, Y., Convolutional neural networks for sentence classification. In: *EMNLP 2014 - 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Proceedings of the Conference. hal.1746-1751. 2014.
- [16] M. D. Zeiler, "ADADELTA: An Adaptive Learning Rate Method." arXiv, Dec. 22, 2012.
- [17] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A Method for Stochastic Optimization." arXiv, Jan. 29, 2017.
- [18] T. Dozat, "INCORPORATING NESTEROV MOMENTUM INTO ADAM," 2016.
- [19] S. Ruder, "An overview of gradient descent optimization algorithms." arXiv, Jun. 15, 2017.
- [20] M. M. Abdelgwad, "Arabic aspect based sentiment classification using BERT." arXiv, Nov. 27, 2021.
- [21] M. O. Ibrohim and I. Budi, "Multi-label Hate Speech and Abusive Language Detection in Indonesian Twitter," in *Proceedings of the Third Workshop on Abusive Language Online*, Florence, Italy, pp. 46-57, 2019. 10.18653/v1/W19-3506.
- [22] B. Wilie et al., "IndoNLU: Benchmark and Resources for Evaluating Indonesian Natural Language Understanding," p. 15. arXiv, Oct. 08, 2020.
- [23] M. T. Ari Bangsa, S. Priyanta, dan Y. Suyanto, "Aspect-Based Sentiment Analysis of Online Marketplace Reviews Using Convolutional Neural Network," *Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 14, no. 2, p. 123, Apr. 2020

Deteksi Aspek Review E-Commerce Menggunakan IndoBERT Embedding dan CNN

ORIGINALITY REPORT

8%

SIMILARITY INDEX

PRIMARY SOURCES

1	jurnal.ugm.ac.id Internet	28 words — 1%
2	www.biorxiv.org Internet	25 words — 1%
3	journal.ugm.ac.id Internet	24 words — 1%
4	Esther Irawati Setiawan, Joan Santoso, Gunawan. "Answer Ranking with Weighted Scores in Indonesian Hybrid Restricted Domain Question Answering System", 2021 3rd East Indonesia Conference on Computer and Information Technology (EIConCIT), 2021 Crossref	16 words — 1%
5	Zhifeng Lin, Jun Zheng, Wenxin Hu. "Using 3D Convolutional Networks with Shortcut Connections for Improved Lung Nodules Classification", Proceedings of the 2020 2nd International Conference on Big Data Engineering, 2020 Crossref	13 words — < 1%
6	github.com Internet	13 words — < 1%
7	repository.ub.ac.id	

Internet

12 words — < 1%

8 repository.unmuhjember.ac.id

Internet

12 words — < 1%

9 docplayer.info

Internet

10 words — < 1%

10 ecampus.pelitabangsa.ac.id

Internet

9 words — < 1%

11 adis4y.wordpress.com

Internet

8 words — < 1%

12 deephyper.readthedocs.io

Internet

8 words — < 1%

13 doku.pub

Internet

8 words — < 1%

14 drum.lib.umd.edu

Internet

8 words — < 1%

15 elib.unikom.ac.id

Internet

8 words — < 1%

16 jtiik.ub.ac.id

Internet

8 words — < 1%

17 jurnal.istts.ac.id

Internet

8 words — < 1%

18 publication.petra.ac.id

Internet

8 words — < 1%

19 turcomat.org

20 Lusiana Efrizoni, Sarjon Defit, Muhammad Tajuddin, Anthony Anggrawan. "Komparasi Ekstraksi Fitur dalam Klasifikasi Teks Multilabel Menggunakan Algoritma Machine Learning", MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer, 2022

6 words — < 1%

Crossref

EXCLUDE QUOTES ON

EXCLUDE SOURCES OFF

EXCLUDE BIBLIOGRAPHY ON

EXCLUDE MATCHES OFF