

**ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA WISATA
HALAL DENGAN DEEP LEARNING**



الجامعة الإسلامية
الاستدرا الباندو

Disusun Oleh:

N a m a : Risca Naquitasia
NIM : 18523136

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA – PROGRAM SARJANA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA**

2021

HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PEMBIMBING

ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA WISATA
HALAL DENGAN DEEP LEARNING

TUGAS AKHIR



N a m a : Risca Naquitasia
NIM : 18523136

الجامعة الإسلامية
Yogyakarta, 27 Desember 2021

Pembimbing I,

Pembimbing II,

(Dhomas Hatta Fudholi, S.T., M.Eng., Ph.D)

(Lizda Iswari, S.T., M.Sc.)

HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PENGUJI

**ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA WISATA
HALAL DENGAN DEEP LEARNING**

TUGAS AKHIR

Telah dipertahankan di depan sidang penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer dari Program Studi Informatika – Program Sarjana di Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia

Yogyakarta, 6 Januari 2022

Tim Penguji

Dhomas Hatta Fudholi, S.T., M.Eng.,
Ph.D.

Anggota 1

Dr. Syarif Hidayat, S.Kom., M.I.T.

Anggota 2

Chandra Kusuma Dewa, S.Kom., M.Cs.,
Ph.D.

الجمعة الائمة الاندية
Mengetahui,

Ketua Program Studi Informatika – Program Sarjana
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia



(Dr. Raden Teduh Dirgahayu, S.T., M.Sc.)

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Risca Naquitasia

NIM : 18523136

Tugas akhir dengan judul:

**ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA WISATA
HALAL DENGAN DEEP LEARNING**

Menyatakan bahwa seluruh komponen dan isi dalam tugas akhir ini adalah hasil karya saya sendiri. Apabila di kemudian hari terbukti ada beberapa bagian dari karya ini adalah bukan hasil karya sendiri, tugas akhir yang diajukan sebagai hasil karya sendiri ini siap ditarik kembali dan siap menanggung risiko dan konsekuensi apapun.

Demikian surat pernyataan ini dibuat, semoga dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Yogyakarta, 27 Desember 2021



Handwritten signature of Risca Naquitasia in blue ink.

(Risca Naquitasia)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirabbil ‘alamin, atas nikmat dan rahmat Allah SWT saya dapat menyelesaikan tugas akhir ini dengan baik. Karya ini saya persembahkan untuk orang-orang yang saya sayangi:

1. Kedua orang tua, yang tidak letih memberikan dukungan, doa, dan restunya.
2. Kakak-kakak yang selalu mendukung dan memberikan motivasi.
3. Teman-teman yang tidak pernah berhenti menyemangati saya.



HALAMAN MOTO

“Nothing is impossible. If it is, then make it possible”

Choi Yeonjun

“Your efforts will never betray you. All your efforts will paid off”

Lee Taeyong



KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirabbil'alamin, puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala limpahan rahmat dan anugerahnya, yang telah memberikan petunjuk, kemudahan, dan kelancaran, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Wisata Halal dengan Deep Learning”.

Skripsi ini dalam rangka menyelesaikan pendidikan Sarjana Strata 1 (S-1) pada Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia Yogyakarta. Dalam kesempatan ini penulis ingin mengucapkan banyak terima kasih yang sebesar-besarnya kepada pihak-pihak yang secara langsung maupun tidak langsung turut membantu, mendorong, dan mendoakan penulis selama masa kuliah hingga saat selesainya skripsi ini, yaitu kepada:

1. Allah SWT, yang tidak henti-hentinya selalu memberikan jalan keluar pada setiap permasalahan, terutama selama mengerjakan tugas akhir ini.
2. Rasulullah yang telah membawa manusia dari zaman kegelapan ke zaman terang menerangi sehingga membuat kehidupan manusia menjadi lebih baik lagi.
3. Orangtua saya, Isnardono Sapto Baskoro dan Nurani Prasetyowati, yang selalu memberikan pengarahan hidup bagaimana menjadi manusia yang berguna, banyak memberikan dorongan, dukungan, doa, kasih sayang, nasihat, dan pengorbanan yang luar biasa dalam setiap langkah hidup penulis.
4. Bapak Dhomas Hatta Fudholi, S.T., M.Eng., Ph.D. dan Ibu Lizda Iswari, S.T., M.Sc. selaku dosen pembimbing skripsi yang selama ini memberikan waktu, tenaga, dan juga pikiran sehingga skripsi saya dapat terselesaikan tepat waktu.
5. Bapak Fathul Wahid, S.T., M.Sc., Ph.D, selaku Rektor Universitas Islam Indonesia
6. Bapak Prof. Dr. Ir. Hari Purnomo, M.T, selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
7. Bapak Hendrik, ST., M.Eng, selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
8. Seluruh Bapak/Ibu dosen, pegawai, dan staf Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
9. Bapak Ahmad Fathan Hidayatullah, S.T., M.Cs, yang telah memberikan arahan dan dukungan untuk terus belajar mengenai hal-hal baru.
10. Saudara saya, Nadia Octasia, S.Ak. dan Bunga Calystasia yang telah membantu dan memberikan semangat kepada penulis.

11. Sahabat-sahabat tercinta, Srindra Pratiwi Ayuningrum dan Reyna Attaya Khansa yang tidak pernah berhenti mendukung hal baik yang penulis lakukan dan selalu ada bagi penulis.
12. Sahabat-sahabat tersayang, Jo Marlina Evian, Risha Glenda Fidela, Rosiana Hutabarat, Oktaviani Pangaribuan, Riscananda Novia Armah, terimakasih atas semangat, dukungan, dan motivasinya.
13. Teman-teman angkatan 2018 Jurusan Teknik Informatika FTI UII, semoga kita dapat bertemu kembali suatu hari nanti.
14. Choi Yeonjun, Hwang Minhyun, Lee Taeyong yang selalu memberikan energi positif kepada penulis selama pengerjaan tugas akhir ini.

Penulis menyadari bahwa sepenuhnya dalam penyusunan penelitian ini masih terdapat banyak kekurangan dan keterbatasan. Akhir kata penulis mengucapkan terima kasih, dan juga mengetahui bahwa skripsi ini belumlah sempurna, maka dari itu diperlukan yang namanya kritik dan saran guna menyempurnakan skripsi ini.

Yogyakarta, 27 Desember 2021

(Risca Naquitasia)

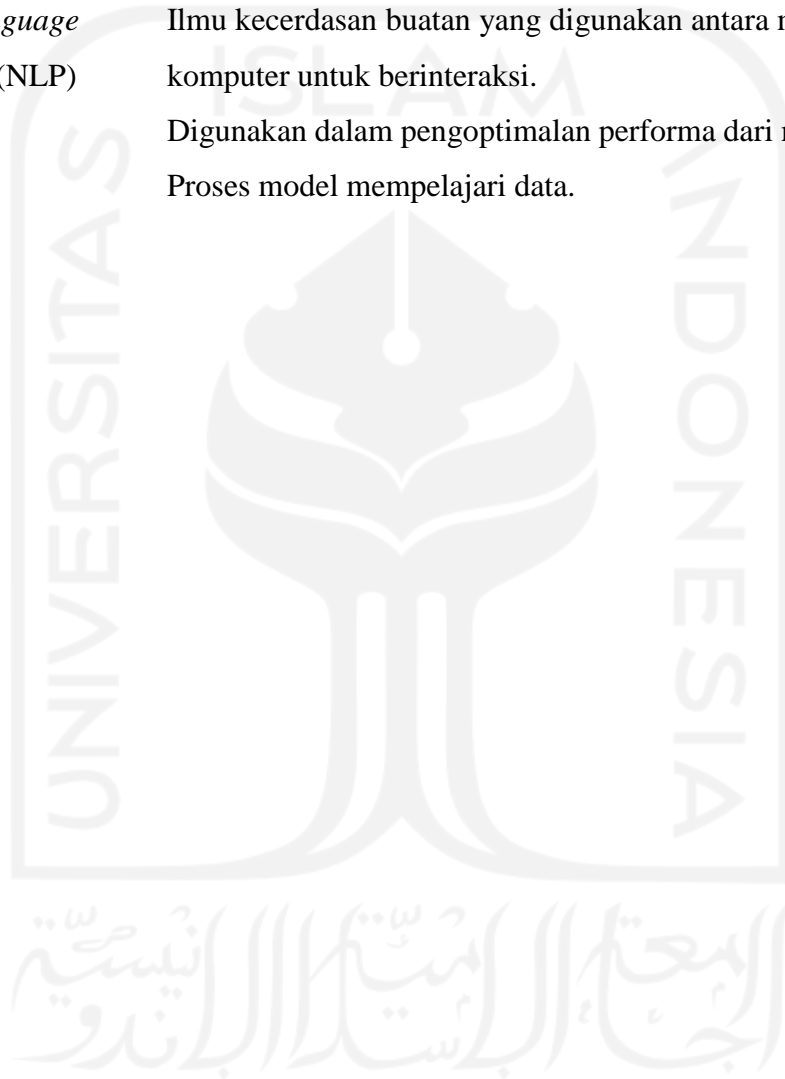
SARI

Wisata halal adalah layanan pariwisata untuk memenuhi kebutuhan muslim sesuai syariat islam. Wisata halal kini banyak disorot oleh publik seiring dengan meningkatnya jumlah populasi wisatawan muslim. Pemilik obyek wisata saat ini perlu mulai memperhatikan fasilitas tempat wisatanya dari segi penikmat wisata halal agar semakin banyak dikunjungi oleh wisatawan-wisatawan muslim. Dengan banyaknya ulasan yang masuk, dibutuhkan *aspect based sentiment analysis* untuk dapat memetakan kekurangan serta kelebihan dari tempat wisata. Hasil pemetaan ini nantinya bisa digunakan pemilik wisata dalam pengembangan tempat wisata. Oleh karena itu, melalui penelitian ini dilakukan analisis sentimen berbasis aspek terhadap tempat wisata di negara Asia dengan membandingkan dua metode *deep learning*. *Convolutional neural network* (CNN) dipilih karena pada domain sentimen analisis metode ini memberikan hasil terbaik dari metode lain. Sementara *bidirectional long short term memory* (BiLSTM) digunakan karena metode ini cocok untuk klasifikasi teks dibandingkan dengan *long short term memory* (LSTM). Data yang digunakan adalah ulasan berbahasa Inggris mengenai objek wisata di wilayah negara Asia yang diambil dari situs TripAdvisor. Data tersebut kemudian diolah dan diproses sehingga dapat digunakan untuk mencari sentimen dan juga aspek dari ulasan. Terdapat tiga aspek yang digunakan yaitu *mosque*, *halal food*, dan *toilet*. Setelah dilakukan evaluasi, model dengan metode *Convolutional Neural Network* mendapatkan hasil akurasi tertinggi. Klasifikasi aspek mendapatkan akurasi sebesar 98.3%, sedangkan klasifikasi sentimen mendapatkan akurasi sebesar 83.69%. Pada saat pengujian, dilakukan visualisasi data yang memperlihatkan sisi sentimen positif dan negatif terhadap aspek. Hasil penelitian ini dapat digunakan sebagai pertimbangan pelaku wisata dalam mengembangkan konsep wisata halal.

Kata kunci: Analisis sentimen berdasarkan aspek, *CNN*, *BiLSTM*, *Deep learning*, Wisata halal, TripAdvisor

GLOSARIUM

<i>Batch size</i>	Jumlah sampel data yang diberikan pada jaringan.
Ekstraksi fitur	Tahap pengambilan ciri atau informasi pada objek untuk pengenalan pola
Epoch	Jumlah putaran pada saat seluruh dataset telah melalui jaringan.
Loss	Nilai yang berusaha diminimalkan oleh jaringan saraf.
<i>Natural Language Processing (NLP)</i>	Ilmu kecerdasan buatan yang digunakan antara manusia dan komputer untuk berinteraksi.
Optimizer	Digunakan dalam pengoptimalan performa dari model.
Training	Proses model mempelajari data.



DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PEMBIMBING	ii
HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PENGUJI	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR.....	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
HALAMAN MOTO	vi
KATA PENGANTAR.....	vii
SARI.....	ix
GLOSARIUM	x
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Batasan Masalah	3
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II LANDASAN TEORI	6
2.1 Penelitian Terdahulu	6
2.2 CNN	9
2.3 RNN-BiLSTM	10
2.4 <i>Aspect Based Sentiment Analysis</i>	12
BAB III METODOLOGI	14
3.1 Alur Pelaksanaan Tugas Akhir	14
3.2 Pengumpulan data	15
3.3 Pelabelan Data.....	16
3.4 <i>Preprocessing</i>	18
3.4.1 Menghapus Tag HTML.....	19
3.4.2 <i>Casefolding</i>	20
3.4.3 Menghapus Angka.....	20
3.4.4 Menghapus Tanda Baca	21
3.4.5 Menghapus Karakter Tidak Terpakai.....	21
3.4.6 Menghapus Non-Ascii.....	22
3.4.7 <i>Stopwords Removal</i>	22
3.5 Perancangan Arsitektur Model ABSA	23
3.6 Pengujian dan Evaluasi	37
BAB IV HASIL & PEMBAHASAN	40
4.1 Hasil Pengumpulan Data.....	40
4.2 Pelabelan Data.....	41
4.3 <i>Preprocessing</i>	43
4.3.1 Menghapus Tag HTML.....	43
4.3.2 <i>Casefolding</i>	44
4.3.3 Menghapus Angka.....	44
4.3.4 Menghapus Tanda Baca	44
4.3.5 Menghapus Karakter Tidak Terpakai	45

	xii
4.3.6 Menghapus Non-Ascii.....	45
4.3.7 <i>Stopword Removal</i>	46
4.4 Perancangan Arsitektur Model ABSA.....	46
4.4.1 <i>Random oversampling</i>	46
4.4.2 <i>Tokenization dan One-Hot Encoder</i>	48
4.4.3 Pembagian data.....	49
4.4.4 Pembentukan model.....	50
4.4.5 Pelatihan model.....	53
4.5 Pengujian dan Evaluasi.....	54
4.5.1 Skenario I.....	54
4.5.2 Skenario II.....	61
4.5.3 Pengujian Model.....	69
BAB V KESIMPULAN & SARAN.....	78
5.1 Kesimpulan.....	78
5.2 Saran.....	78
DAFTAR PUSTAKA.....	79
LAMPIRAN.....	82



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian terdahulu	7
Tabel 3.1 Contoh pemisahan kalimat.....	17
Tabel 3.2 Contoh penggunaan teknik <i>multilabeling</i>	18
Tabel 3.3 Contoh penerapan penghapusan tag HTML	20
Tabel 3.4 Contoh penerapan <i>casefolding</i>	20
Tabel 3.5 Contoh penerapan penghapusan angka	21
Tabel 3.6 Contoh penerapan penghapusan tanda baca	21
Tabel 3.7 Contoh penerapan penghapusan karakter tidak terpakai.....	22
Tabel 3.8 Contoh penerapan penghapusan karakter non-ascii.....	22
Tabel 3.9 Contoh daftar <i>stopword</i>	23
Tabel 3.10 Contoh penerapan <i>stopword removal</i>	23
Tabel 3.11 Model untuk klasifikasi aspek dan sentimen	25
Tabel 3.12 <i>Confusion matrix</i>	38
Tabel 4.1 Jumlah data menurut hasil pelabelan	42
Tabel 4.2 Contoh hasil pelabelan data	42
Tabel 4.3 Skenario I dengan metode CNN	54
Tabel 4.4 Hasil evaluasi aspek dengan skenario I	55
Tabel 4.5 Hasil evaluasi sentimen dengan skenario I.....	58
Tabel 4.6 Skenario I dengan metode CNN-BiLSTM	61
Tabel 4.7 Hasil evaluasi aspek dengan skenario II	62
Tabel 4.8 Hasil evaluasi sentimen dengan skenario II.....	55

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 CNN pada klasifikasi teks.....	10
Gambar 2.2 Arsitektur BiLSTM.....	11
Gambar 2.3 Proses <i>Aspect Based Sentiment Analysis</i>	13
Gambar 3.1 Tahapan pengerjaan tugas akhir.....	14
Gambar 3.2 Alur proses <i>preprocessing</i>	19
Gambar 3.3 Arsitektur klasifikasi aspek model 1	26
Gambar 3.4 Arsitektur klasifikasi aspek model 2.....	27
Gambar 3.5 Arsitektur klasifikasi aspek model 3.....	28
Gambar 3.6 Arsitektur klasifikasi aspek model 4.....	29
Gambar 3.7 Arsitektur klasifikasi aspek model 5.....	30
Gambar 3.8 Arsitektur klasifikasi aspek model 6.....	31
Gambar 3.9 Arsitektur klasifikasi sentimen model 1.....	32
Gambar 3.10 Arsitektur klasifikasi sentimen model 2.....	33
Gambar 3.11 Arsitektur klasifikasi sentimen model 3.....	34
Gambar 3.12 Arsitektur klasifikasi sentimen model 4.....	35
Gambar 3.13 Arsitektur klasifikasi sentimen model 5.....	36
Gambar 3.14 Arsitektur klasifikasi sentimen model 6.....	37
Gambar 4.1 Halaman pencarian ulasan dengan ulasan kata kunci	40
Gambar 4.2 Contoh hasil pengumpulan data.....	41
Gambar 4.3 Kode program untuk menghapus tag HTML.....	44
Gambar 4.4 Kode program <i>casefolding</i>	44
Gambar 4.5 Kode program untuk menghapus angka.....	44
Gambar 4.6 Kode program untuk menghapus tanda baca	45
Gambar 4.7 Kode program untuk menghapus karakter tidak terpakai	45
Gambar 4.8 Kode program untuk menghapus non-ascii	46
Gambar 4.9 Kode program <i>stopword removal</i>	46
Gambar 4.10 Kode program <i>random oversampling</i> untuk data aspek	47
Gambar 4.11 Kode program <i>random oversampling</i> untuk data sentimen.....	47
Gambar 4.12 Perbedaan data aspek sebelum dan sesudah <i>oversampling</i>	48
Gambar 4.13 Perbedaan data sentimen sebelum dan sesudah <i>oversampling</i>	48
Gambar 4.14 Kode program <i>tokenization</i>	49
Gambar 4.15 Kode program <i>one-hot encoding</i>	49

Gambar 4.16 Kode program untuk membagi data latih dan data tes.....	50
Gambar 4.17 Kode program pembentukan model CNN untuk aspek	51
Gambar 4.18 Kode program pembentukan model CNN-BiLSTM untuk aspek.....	52
Gambar 4.19 Kode program pembentukan model CNN untuk sentimen	52
Gambar 4.20 Kode program pembentukan model CNN-BiLSTM untuk sentimen	53
Gambar 4.21 Kode program untuk melatih model	54
Gambar 4.22 <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi aspek model 1.....	55
Gambar 4.23 <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi aspek model 2.....	56
Gambar 4.24 <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi aspek model 3.....	56
Gambar 4.25 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi aspek model 1	57
Gambar 4.26 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi aspek model 2.....	57
Gambar 4.27 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi aspek model 3	57
Gambar 4.28 <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi sentimen model 1	59
Gambar 4.29 <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi sentimen model 2	59
Gambar 4.30 <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi sentimen model 3	60
Gambar 4.31 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi sentimen model 1.....	60
Gambar 4.32 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi sentimen model 2.....	61
Gambar 4.33 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi sentimen model 3.....	61
Gambar 4.34 <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi aspek model 4.....	63
Gambar 4.35 <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi aspek model 5.....	63
Gambar 4.36 <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi aspek model 6.....	64
Gambar 4.37 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi aspek model 4.....	64
Gambar 4.38 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi aspek model 5	65
Gambar 4.39 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi aspek model 6.....	65
Gambar 4.40 <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi sentimen model 4	66
Gambar 4.41 <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi sentimen model 5	67
Gambar 4.42 <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi sentimen model 6	67
Gambar 4.43 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi sentimen model 4.....	68
Gambar 4.44 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi sentimen model 5.....	68
Gambar 4.45 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi sentimen model 6.....	68
Gambar 4.46 Kode program untuk membuat fungsi ABSA.....	70
Gambar 4.47 Kode program ABSA.....	70
Gambar 4.48 Hasil pengujian model ABSA terhadap kalimat	71
Gambar 4.49 Kode program pemisahan sentimen.....	72

Gambar 4.50 Kode program pembuatan <i>wordcloud</i>	73
Gambar 4.51 <i>Wordcloud</i> sentimen positif	74
Gambar 4.52 <i>Wordcloud</i> sentimen negatif	75



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sektor pariwisata saat ini tengah hangat diperbincangkan terutama dengan adanya industri halal. Industri halal itu sendiri terdiri dari banyak macam seperti makanan halal, jasa keuangan islami, kosmetik halal, busana muslim, dan juga wisata halal. Setiap sektor tersebut mengadopsi nilai-nilai keislaman dalam setiap produk atau jasa yang ditawarkan. Istilah industri halal ini bahkan tidak tergolong istilah baru karena banyak negara yang mayoritas penduduknya bukan muslim telah menerapkan industri halal seperti Jepang, Australia, USA, Kanada, New Zealand and Afrika Selatan (Asa, 2019).

Industri halal sangat berpengaruh terhadap perkembangan ekonomi Islam. Hal ini terlihat pada pertumbuhan pasar muslim global yang memegang peranan penting terhadap ekonomi global. Pertumbuhan ekonomi Islam sangat pesat terlihat pada wisata halal. Pada tahun 2018, wisatawan global mencapai 140 juta wisatawan, angka ini bertambah 10% apabila dibandingkan pada tahun 2017 yang mencapai 131 juta wisatawan dengan Indonesia mencapai posisi pertama sebagai tujuan wisatawan muslim (CrescentRating, 2019). Wisata halal menjadi sektor yang paling cepat berkembang pada pasar pariwisata (El-Gohary, 2016). Besar sekali peluang bisnis yang dapat dilakukan pada sektor ini.

Wisata halal adalah layanan pariwisata yang berfokus dalam pemenuhan kebutuhan muslim sesuai dengan ajaran agama islam. Dalam praktiknya mengadaptasi dari nilai-nilai islam. Terdapat beberapa aspek pada wisata halal yaitu ketersediaan makanan halal, fasilitas tempat ibadah yang layak dan tidak jauh dari tempat wisata, toilet dengan air bersih, layanan berbuka puasa saat ramadan, serta larangan pada aktivitas yang tidak sesuai syariah (Paramarta et al., 2021). Ada banyak sekali yang bisa digali dari wisata halal.

Saat ini orang menggunakan internet sebagai wadah mereka mengeluarkan pendapat dan isi pikiran mereka. Ada banyak sekali pendapat dari sudut pandang yang berbeda-beda di dalam internet. Contohnya yaitu pada situs TripAdvisor yang menyediakan kolom ulasan pada setiap tempat wisata yang terdaftar pada web tersebut. Dengan ulasan ini, dapat dimanfaatkan oleh pemilik wisata untuk mengetahui kekurangan dan kelebihan dari tempat wisata mereka. Dari sini mereka akan dapat meningkatkan fasilitas yang ada. Tetapi dengan banyaknya jumlah ulasan yang terus bertambah setiap waktunya menyulitkan mereka. Untuk itu dilakukan analisis sentimen berbasis aspek. Analisis sentimen atau yang disebut juga

dengan *opinion mining* adalah bidang pembelajaran yang melakukan analisis sentimen, opini, emosi, dan evaluasi dari data yang tertulis (Liu, 2012). Analisis sentimen dilakukan untuk menilai suatu objek apakah cenderung positif atau negatif. Sementara *aspect based sentiment analysis* (ABSA) adalah salah satu bentuk analisis sentimen yang mempertimbangkan sentimen berdasarkan setiap aspek. Metode untuk menganalisis sentimen sebuah topik bisa dengan berbagai macam. *Deep learning* dipilih untuk menjadi metode penelitian ini.

Pada beberapa tahun ini, *deep learning* menunjukkan pencapaian di berbagai bidang. Apabila kita melihat metode *machine learning*, terdapat beberapa ekstraksi fitur yang berkembang untuk berbagai tipe data. Misalnya untuk menganalisis gambar menggunakan *histograms of oriented gradients* (HOG) (Dalal & Triggs, 2005) atau *scale-invariant feature transform* (SIFT) (Lowe, 2004) sedangkan untuk NLP menggunakan *term frequency-inverse document frequency* (TF-IDF) (Salton & Buckley, 1988), *part-of-speech* (POS) *tagging*, dan *word shape feature* (Wu et al., 2018). Hal ini membutuhkan banyak keahlian dalam pembuatannya sehingga dinilai banyak memakan waktu dan tidak cukup fleksibel (Janiesch et al., 2021). Seiring dengan berkembangnya teknologi, *deep learning* mengatasi keterbatasan itu. Arsitektur mereka memberikan kemampuan untuk mempelajari fitur secara otomatis untuk belajar dan mengekstrak representasi fitur dengan usaha manusia yang sedikit. Dengan ini *deep learning* lebih cocok untuk data dengan jumlah yang besar, beragam, dan *unstructured data* (Janiesch et al., 2021). Melihat dari data yang akan digunakan nantinya yaitu berupa kumpulan ulasan, metode *deep learning* dinilai cocok untuk mengatasinya. Metode *deep learning* merupakan subset dari *machine learning* yang bekerja dengan mengekstraksi data menggunakan *neural network*. Dari sini model kemudian akan belajar dari *error*. *Neural network* itu sendiri terdiri dari sekumpulan lapisan yang dipetakan oleh fungsi aktivasi. Model *deep learning* yang biasa digunakan untuk menganalisis data berupa teks adalah CNN, RNN, LSTM, dan Gated Recurrent Unit (GRU) (L. Zhang et al., 2018). Sebagian besar penelitian saat ini telah menggunakan *deep learning*. Hal ini membuat perkembangan *deep learning* berkembang dengan sangat cepat.

Analisis sentimen berbasis aspek dengan menggunakan *deep learning* tentu telah banyak dilakukan oleh peneliti terdahulu, namun sayangnya hingga saat ini belum ada yang berfokus pada wisata halal khususnya di wilayah negara-negara di Asia. Oleh karena itu melalui makalah ini, kontribusi yang akan dilakukan adalah menganalisis sentimen ulasan berbasis aspek mengenai wisata halal dengan mengaplikasikan *deep learning*. Aspek tersebut meliputi *halal food*, *mosque*, dan *toilet*. Model yang digunakan adalah CNN dan juga CNN-

BiLSTM. Kedua model ini dipilih karena memiliki performa yang baik dilihat dari penelitian sebelumnya (Zhou & Long, 2018). Menurut penelitian yang dilakukan oleh Y. Zhang & Wallace (2015), CNN merupakan metode yang dapat memberi hasil yang terbaik jika dibandingkan dengan model lain. Teks yang sudah dirubah menjadi vektor yang kemudian dilatih mampu meningkatkan kualitas dari hasil yang didapatkan. Gabungan antara CNN dan LSTM telah dilakukan sebelumnya oleh Feizollah et al., (2019) dan memberikan hasil yang memuaskan. Tetapi klasifikasi menggunakan BiLSTM dianggap lebih baik daripada LSTM karena BiLSTM mempertimbangkan konteks pada teks secara bersamaan (Zhou & Long, 2018). Kedua model ini akan dilatih sehingga dapat memberikan sentimen dan juga aspek terhadap ulasan obyek wisata secara tepat. Harapannya model ini dapat membantu pihak-pihak terkait seperti pemilik tempat wisata untuk membantu mengolah ulasan dari wisatawan terkait dengan fasilitas tempat ibadah, toilet, dan ketersediaan makanan halal pada tempat wisata tersebut. Hasil analisis ulasan tersebut dapat dijadikan sebagai pemetaan pengembangan wisata sehingga mampu meningkatkan jumlah pengunjung wisatawan muslim.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang diangkat berdasarkan latar belakang di atas yaitu:

- a. Bagaimana menganalisis sentimen dan aspek wisata halal dari ulasan warga net menggunakan pendekatan *deep learning*?
- b. Bagaimana mengevaluasi model klasifikasi sentimen dan klasifikasi aspek wisata halal dengan *deep learning*?

1.3 Tujuan

Tujuan penelitian tugas akhir ini yaitu menganalisis ulasan warga net mengenai wisata halal, terutama untuk melakukan klasifikasi sentimen dan aspek dari tempat wisata dengan menggunakan pendekatan *deep learning*.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini yaitu:

- a. Data berupa ulasan dari tempat wisata yang ada pada negara-negara di Asia dan dipilih secara acak.
- b. Ulasan wisata yang digunakan berasal dari web Tripadvisor

- c. Ulasan wisata yang diambil merupakan ulasan yang berbahasa Inggris.
- d. Ulasan yang digunakan hanyalah yang membahas mengenai makanan halal, tempat ibadah, dan toilet.
- e. Sentimen yang digunakan hanya positif dan negatif.
- f. Metode yang digunakan yaitu CNN dan CNN-BiLSTM

1.5 Manfaat Penelitian

Melalui penelitian tugas akhir analisis sentimen terhadap wisata halal dengan metode *deep learning*, pemilik wisata dapat lebih mengetahui fasilitas penunjang wisata halal yang ada pada tempat wisata dari perspektif wisatawan. Hal ini memudahkan pemilik wisata untuk lebih mengenal kelemahan dan kelebihan pada objek wisata mereka sehingga mereka dapat mengembangkan konsep wisata halal dan membangun strategi agar semakin menarik wisatawan muslim. Selain itu dengan penelitian ini dapat menerapkan konsep analisis data menggunakan metode *deep learning*.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan tersusun untuk memberi gambaran secara umum mengenai isi dari laporan penelitian. Sistematika penulisan pada laporan ini terdiri dari beberapa bab, yaitu:

- a. BAB I Pendahuluan

Bab ini berisi latar belakang terhadap permasalahan, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan diadakannya penelitian ini, manfaat yang didapatkan, dan sistematika penulisan

- b. BAB II Landasan Teori

Bab ini menjelaskan teori mengenai landasan dalam menyelesaikan masalah pada penelitian. Pada bab ini juga berisi penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya.

- c. BAB III Metodologi Penelitian

Bab ini menjelaskan secara detail proses yang dilakukan selama penelitian berlangsung.

- d. BAB IV Hasil & Pembahasan

Bab ini berisi tentang hasil dari analisis sentimen berbasis aspek pada wisata halal dengan *deep learning* serta memberikan penjelasannya satu persatu.

e. BAB V Kesimpulan & Saran

Bab ini memberikan kesimpulan tentang penelitian ini dan memberikan saran untuk pengembangan selanjutnya.



BAB II LANDASAN TEORI

2.1 Penelitian Terdahulu

Penelitian mengenai wisata halal telah dilakukan sebelumnya. Salah satunya yaitu penelitian yang dilakukan oleh Feizollah et al. (2019) yang menerapkan CNN, RNN, dan LSTM dengan memanfaatkan teknik ekstraksi fitur yaitu Word2Vec dan Word2Sec. Penelitian ini menggunakan dataset yang berupa *tweet* mengenai kosmetik halal dan wisata halal yang berbahasa Inggris dan Malaysia sebanyak 83,647 *tweets*. Setelah melakukan percobaan, didapat hasil tertinggi metode LSTM dan CNN dengan akurasi tertinggi yaitu 93.78%. Hasil juga menunjukkan bahwa kosmetik halal lebih banyak diperbincangkan daripada wisata halal dan rata-rata merupakan sentimen positif. Selain itu Ainin et al. (2020) juga mengangkat penelitian yang mengenai wisata halal. Data yang digunakan adalah 85,259 *tweets* berbahasa Inggris dan Malaysia mengenai wisata halal pada tahun 2008 hingga 2018. Penelitian ini menggunakan *text mining* dan memanfaatkan *wordcloud* untuk menganalisis data. Hasil menunjukkan bahwa tren wisata halal tertinggi terjadi pada tahun 2015. Jepang menjadi destinasi yang paling sering muncul pada *tweets* mengenai destinasi pariwisata halal yang disusul dengan Malaysia dan Indonesia. Sedangkan jumlah *tweet* tertinggi diperoleh dari negara United Kingdom. Kata ‘halal’ merupakan kata yang paling banyak muncul pada data.

Aspect Based Sentiment Analysis (ABSA) telah menunjukkan kiprahnya pada bidang pembelajaran mesin. Beberapa peneliti terdahulu telah bermunculan mengembangkannya, seperti penelitian yang dilakukan oleh Nayoan et al. (2021). Pada penelitian tersebut dilakukan analisis sentimen berbasis fitur dengan menggunakan ulasan wisata berbahasa Indonesia yang di ambil dari Tripadvisor. Fitur tersebut meliputi lokasi, suasana, dan fasilitas. Sedangkan sentimen yang digunakan meliputi positif dan negatif. Dengan mengaplikasikan *POS Tagging* dan *negation handling*, CNN mendapatkan akurasi sebesar 0.9067 untuk klasifikasi sentimen dan 0.9521 untuk klasifikasi aspek. Ini merupakan akurasi tertinggi saat dibandingkan dengan akurasi yang didapatkan oleh metode CNN-LSTM dan CNN-GRU. Peneliti lain yang mengangkat mengenai analisis sentimen berbasis aspek sebagai topik penelitiannya adalah (Zhou & Long, 2018). Penelitian ini mengaplikasikan metode CNN-BiLSTM pada ulasan teks bahasa mandarin. Penggunaan *word2vec* terlihat menunjukkan hasil akurasi yang lebih baik jika dibandingkan dengan *embedding layer* yang ada pada keras

karena *word vector* diolah secara lebih efektif. Setelah itu dilakukan perbandingan antara beberapa metode seperti CNN, LSTM, BiLSTM, CNN-LSTM, dan CNN-BiLSTM. Hasil dari metode CNN-BiLSTM dan metode CNN-LSTM terlihat lebih baik dari hasil yang didapatkan oleh metode CNN. Selain itu pada penelitian ini kita dapat mengetahui bahwa efek klasifikasi oleh BiLSTM lebih baik dari LSTM. Penelitian oleh Al-Smadi et al. (2019) juga mengangkat tentang hal ini dengan memanfaatkan ulasan berbahasa Arab. Pengaplikasiannya menggunakan metode BiLSTM-CRF dan AB-LSTM-PC. Setelah dilakukan penelitian, didapatkan hasil akurasi penggunaan metode AB-LSTM-PC sebesar 82.60%. AB-LSTM-PC memiliki akurasi yang tidak lebih tinggi daripada model yang menggunakan CNN.

CNN menjadi metode yang banyak dipilih karena performanya yang terbukti sangat baik. Pada penelitian yang dilakukan oleh Dang et al. (2020), dilakukan perbandingan antara model DNN, CNN, dan RNN. Di antara ketiga model yang digunakan, CNN menunjukkan hasil terbaik waktu *processing* dan nilai akurasi dibandingkan dengan dua model lainnya. Bahkan hal ini juga ditunjukkan pada penelitian yang dilakukan oleh Chang et al. (2020). Penelitian yang mengangkat tentang *natural language processing* terhadap ulasan hotel dari situs Tripadvisor dengan metode *naive bayes*, SVM, KNN, RNN, dan CNN. Dibuktikan bahwa metode multi-CNN menghasilkan presisi, recall, dan skor F1 terbaik. Ringkasan penelitian yang telah dijelaskan dapat terlihat pada Tabel 2.1

Tabel 2.1 Penelitian terdahulu

Judul penelitian	Metode	Penulis	Hasil yang didapatkan
<i>Halal Products on Twitter: Data Extraction and Sentiment Analysis Using Stack of Deep Learning Algorithms</i>	CNN, LSTM, RNN	(Feizollah et al., 2019)	<ul style="list-style-type: none"> - Metode CNN-LSTM menunjukkan akurasi tertinggi pada saat pelatihan yaitu sebesar 93.78%. - Hasil menunjukkan bahwa bahwa kosmetik halal lebih banyak diperbincangkan daripada wisata halal.
<i>Sentiment analyses of multilingual</i>	<i>Text mining</i> ,	(Ainin et al., 2020)	<ul style="list-style-type: none"> - Hasil pada <i>wordcloud</i> menunjukkan bahwa kata 'halal' merupakan kata yang paling banyak muncul.

<i>tweets on halal tourism</i>	Wordcloud		<ul style="list-style-type: none"> - United Kingdom menjadi negara dengan jumlah <i>tweet</i> tertinggi yaitu 15.72% dari keseluruhan. - Tren wisata halal tertinggi terjadi pada tahun 2015. - Jepang menjadi destinasi pariwisata halal yang paling sering muncul pada Twitter.
<i>Convolutional Neural Networks for Indonesian Aspect-Based Sentiment Analysis Tourism Review</i>	CNN	(Nayoan et al., 2021)	<ul style="list-style-type: none"> - Penelitian ini membandingkan metode CNN dengan CNN-LSTM dan CNN-GRU. - Penelitian ini juga menggunakan POS Tag dan <i>negation handling</i> - CNN meraih akurasi tertinggi yaitu 0.9067 untuk akurasi sentimen dan 0.9521 untuk akurasi aspek.
<i>Sentiment Analysis of Text Based on CNN and Bi-directional LSTM Model</i>	CNN, BiLSTM	(Zhou & Long, 2018)	<ul style="list-style-type: none"> - Penggunaan word2vec menunjukkan hasil akurasi yang lebih baik jika dibandingkan dengan <i>embedding layer</i> yang ada pada keras. - CNN-BiLSTM dan CNN-LSTM terlihat lebih baik dari CNN - Efek klasifikasi oleh BiLSTM lebih baik dari LSTM.
<i>Using long short-term memory deep neural networks for aspect-based sentiment analysis of Arabic reviews</i>	LSTM	(Al-Smadi et al., 2019)	<ul style="list-style-type: none"> - AB-LSTM-PC memiliki akurasi yang tidak lebih tinggi daripada model yang menggunakan CNN. Didapatkan akurasi AB-LSTM-PC yang diujikan sebesar 82.60% - Tantangan terbesar pada sentimen analisis adalah melakukan klasifikasi pada polaritas sentimen dari ulasan yang memiliki <i>shifting words</i>
<i>Sentiment Analysis Based on Deep Learning: A Comparative</i>	CNN, RNN, DNN	(Dang et al., 2020)	<ul style="list-style-type: none"> - Model DNN memberikan hasil dengan sangat cepat. Namun begitu, akurasi yang dihasilkan tidak terlalu tinggi tetapi juga tidak rendah - Model CNN tidak secepat DNN,

<i>Study</i>			<p>tetapi akurasi yang dihasilkan mencapai 80% yang merupakan akurasi tertinggi dari ketiga model</p> <ul style="list-style-type: none"> - Model RNN apabila dipadukan dengan TF-IDF memakan waktu yang cukup panjang dan menghasilkan akurasi yang rendah (sekitar 50%)
<i>Using deep learning and visual analytics to explore hotel reviews and responses</i>	CNN	(Chang et al., 2020)	<ul style="list-style-type: none"> - Multi-CNN menjadi metode yang dipilih untuk dibandingkan dengan metode lainnya. - Model multi-CNN mendapatkan presisi, <i>recall</i>, dan skor F1 terbaik dari metode lain.

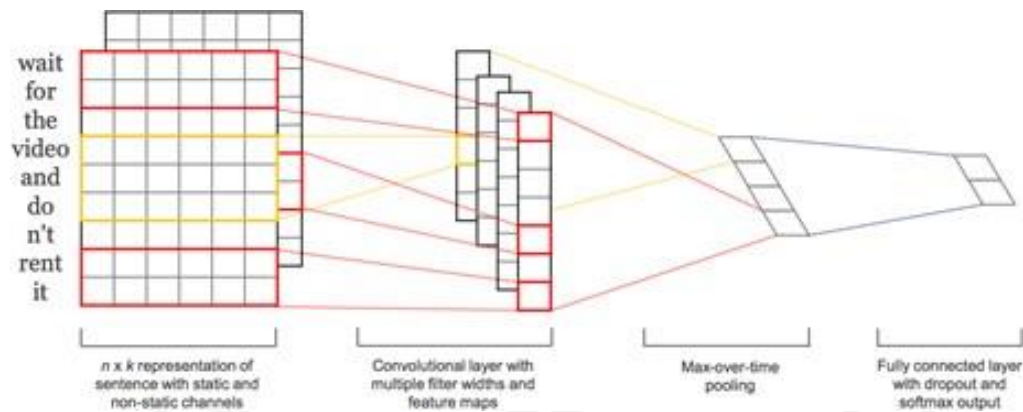
Berbeda dengan penelitian yang telah ada sebelumnya, penelitian ini menggunakan ulasan berbahasa Inggris mengenai obyek wisata yang ada di negara Asia. Ulasan yang digunakan hanyalah yang menyinggung tentang wisata halal. Penentuan kelasnya pun berdasarkan pada perspektif islam. Tugas akhir ini mengarah pada *Aspect Based Sentiment Analysis* (ABSA) yang membandingkan metode CNN dan CNN-BiLSTM dalam mendapatkan aspek dan sentimen dari data.

2.2 CNN

Convolutional neural network (CNN) merupakan salah satu bentuk jaringan saraf tiruan yang dapat mendeteksi informasi dengan akurasi yang bagus. CNN sudah banyak diaplikasikan pada klasifikasi gambar dan *natural language processing* lainnya sehingga menjadikan model ini dikenal dengan karakteristiknya sebagai arsitektur untuk pembelajaran (Rhanoui et al., 2019). CNN bekerja dengan memasukkan data multi dimensi seperti gambar atau *word embedding* yang kemudian dikirim ke lapisan konvolusi yang akan dikomposisikan ke dalam beberapa filter untuk dipelajari dengan berbagai fitur. Luarannya biasanya merupakan dimensi yang lebih kecil dan akan dimasukkan ke dalam *full connected layer* (Sosa, 2017).

Teks merupakan data terstruktur yang sangat terorganisasi menjadikan dasar pemikiran awal mula analisis teks menggunakan CNN dimulai. Untuk setiap kata diberikan bobot pada *hidden layer* dan kemudian diperiksa untuk kesamaannya dengan proses yang berulang. CNN

bekerja dengan logika *sliding window* (Lakshmi et al., 2017). Untuk klasifikasi teks, masukan merupakan kumpulan kata yang kemudian diubah menjadi matriks seperti pada Gambar 2.1.



Sumber : machinelearningmastery.com/best-practices-document-classification-deep-learning/

Gambar 2.1 CNN pada klasifikasi teks

2.3 RNN-BiLSTM

Recurrent neural network (RNN) merupakan jaringan yang memiliki tugas memproses urutan tugas dalam melakukan klasifikasi. Tugas ini dijalankan dengan menyimpan informasi sejarah teks. Tetapi dengan keterbatasan memori dan kapasitas penyimpanan dapat membuat masalah bagi RNN (Zhou & Long, 2018). Untuk mengatasi kekurangan ini, dibentuklah *long short term memory* (LSTM) yang dapat memiliki memori dan penyimpanan yang lebih baik dari RNN. Jaringan LSTM mendapatkan masukan langkah waktu saat ini dan keluaran dari langkah waktu sebelumnya. Kedua masukan itu kemudian menghasilkan keluaran yang akan diberikan kepada langkah waktu berikutnya. *Hidden layer* akan digunakan dari waktu terakhir untuk melakukan klasifikasi (Minaee et al., 2019).

Pada arsitektur LSTM terdapat sel memori dan tiga gerbang, yaitu *input gate* (i_t), *output gate* (o_t), *forget gate* (f_t). Masukkan, *hidden state*, dan tiga gerbang tersebut terhubung dalam perhitungan yang dapat kita lihat seperti pada persamaan (2.1), persamaan (2.2), persamaan (2.3), persamaan (2.4), persamaan (2.5), dan persamaan (2.6).

$$\mathbf{f}_t = \sigma(W_f \cdot x_t + U_f \cdot h_{t-1} + b_f), \quad (2.1)$$

$$\mathbf{i}_t = \sigma(W_i \cdot x_t + U_i \cdot h_{t-1} + b_i) \quad (2.2)$$

$$\mathbf{1}_t = \sigma(W_o \cdot x_t + U_o \cdot h_{t-1} + b_o) \quad (2.3)$$

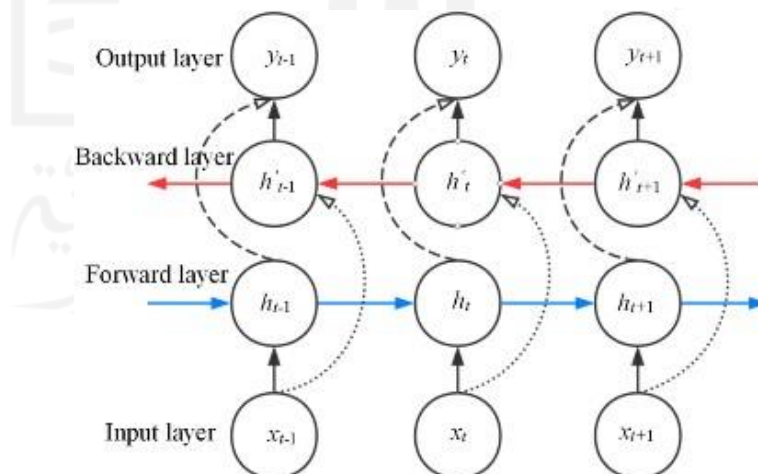
$$c_t = \tanh(W_c \cdot x_t + U_c \cdot h_{t-1} + b_c) \quad (2.4)$$

$$h_t = \mathbf{1}_t \odot \tanh(c_t) \quad (2.5)$$

$$c_t = \mathbf{i}_t \odot \bar{c}_t + \mathbf{f}_t \odot c_{t-1} \quad (2.6)$$

W_f, W_i, W_o, W_c adalah bobot dari LSTM sedangkan b_f, b_i, b_o, b_c melambangkan bias. Fungsi aktivasi *sigmoid* dilambangkan dengan σ dan *tanh* adalah fungsi tangen hiperbola. \bar{c}_t adalah *transformation* yang berarti status sel kandidat memori pada suatu waktu. c_t adalah *state update* yang berarti nilai *state* pada waktu saat ini di sel memori. Sementara h_t adalah *hidden state* dari waktu t (Zhou & Long, 2018).

Bidirectional LSTM (BiLSTM) adalah salah satu bentuk terbaru dari LSTM. BiLSTM terjadi secara dua arah dengan melatih dua *hidden layer* pada urutan masukan. Arus yang pertama adalah urutan masukan seperti biasanya, lalu arus kedua adalah urutan masukan secara terbalik. Hal ini akan menambah konteks pada jaringan sehingga pembelajaran akan menjadi semakin cepat dan baik (Minaee et al., 2019). Gambar 2.2 merupakan gambaran dari arsitektur BiLSTM.



Sumber : jwcn-urasipjournals.springeropen.com

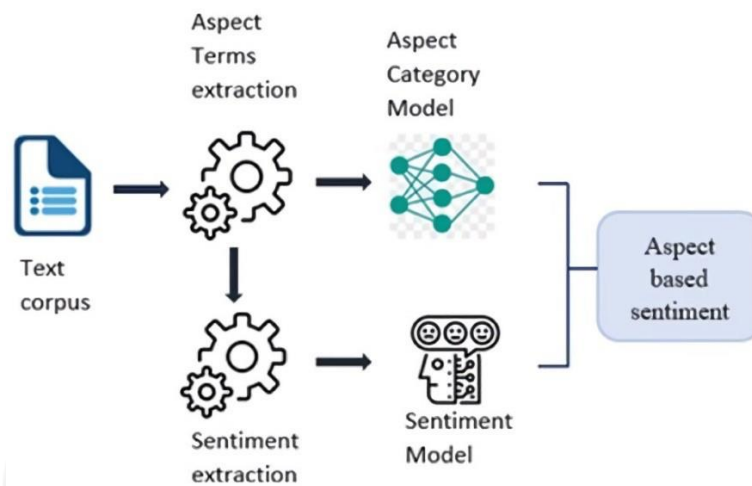
Gambar 2.2 Arsitektur BiLSTM

2.4 Aspect Based Sentiment Analysis

Aspect based sentiment analysis (ABSA) merupakan sebuah tugas yang lebih kompleks dari *traditional text-level sentiment analysis*. Karena ABSA memfokuskan pada identifikasi aspek yang ada pada entitas dalam teks dan juga sentiment yang mencoba diekspresikan berdasarkan aspeknya (Hoang et al., 2019). Kunci dalam menyelesaikan tugas ABSA adalah memodelkan ketergantungan antara aspek dan juga ekspresi yang disampaikan dari sebuah opini [Dual Graph Convolutional Networks for Aspect-based Sentiment Analysis]. Hal ini dilakukan dengan memecah entitas ke dalam aspek (*aspect extraction*) lalu dilakukan klasifikasi untuk setiap sentimen aspek menjadi positif atau negatif (*aspect sentiment classification*) dan kemudian hasil dari langkah sebelumnya akan dirangkum menjadi satu (Alqaryouti et al., 2020). Gambar 2.3 merupakan penggambaran proses ABSA.

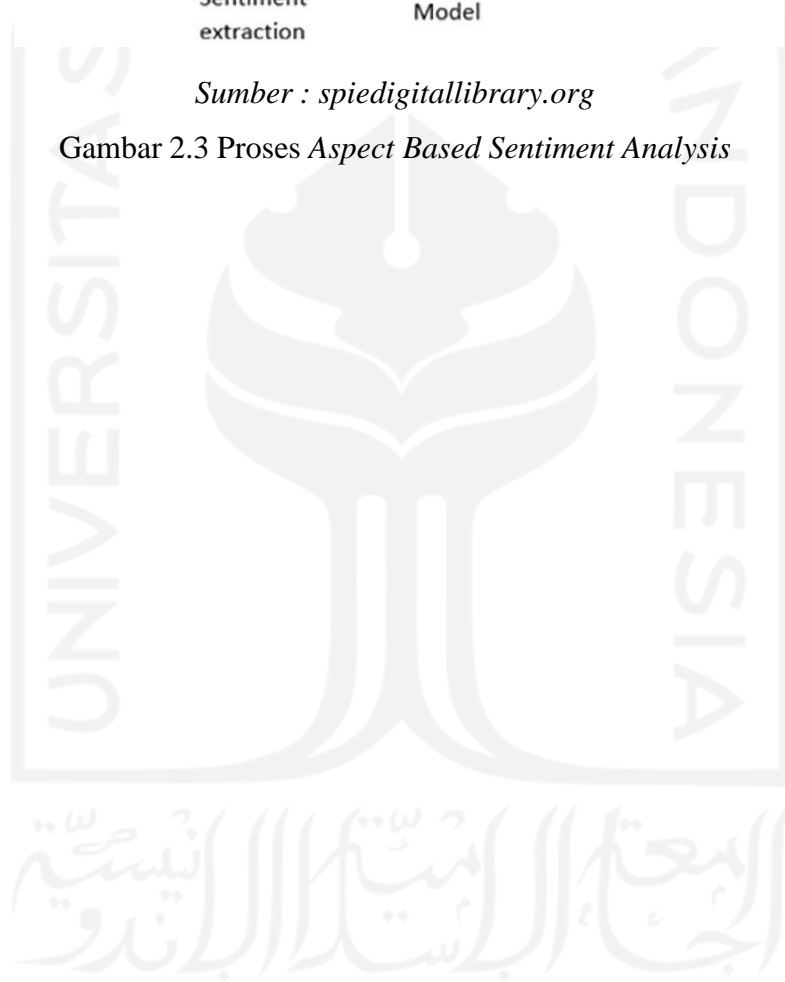
Aspek merupakan fitur, karakteristik, atau atribut dari sebuah jasa atau produk. Untuk melakukan ekstraksi aspek perlu melibatkan identifikasi karakteristik ulasan yang berupa komentar dari konsumen. Setelah itu klasifikasi dan prediksi polaritas yang akan memutuskan apakah polaritas dari sentimen aspek tersebut mengarah pada positif atau negatif (Cambria et al., 2017). Contohnya adalah kata “menakjubkan” yang memperlihatkan polaritas sentimen positif terhadap aspek “desain”. Tahapan terakhir adalah meringkas hasil dengan aspek yang telah diekstraksi dan hasil klasifikasi sentimen yang sesuai agar dapat menemukan kelemahan dan kekuatan dari setiap aspek.

Untuk melakukan klasifikasi aspek, mengelompokkan kata kata masukan ke dalam kategori aspek adalah hal yang perlu dilakukan. Ini bisa dilakukan dengan menggunakan pendekatan *unsupervised learning*, dimana model mencoba memahami data dan melakukan ekstraksi fitur sendiri. Tetapi jika kategori aspek telah diketahui sebelumnya dan terdapat data latih yang cukup, maka dapat menggunakan pendekatan *supervised learning* agar bisa memberikan hasil yang baik (Schouten et al., 2017). Pada tugas akhir ini, dilakukan pendekatan *supervised learning* karena aspek yang akan digunakan telah ditentukan sebelumnya yaitu ketersediaan makanan halal, keadaan toilet, dan ketersediaan tempat ibadah bagi muslim. Penentuan ini sesuai dengan kriteria dari topik tugas akhir ini yaitu wisata halal.



Sumber : spiedigitallibrary.org

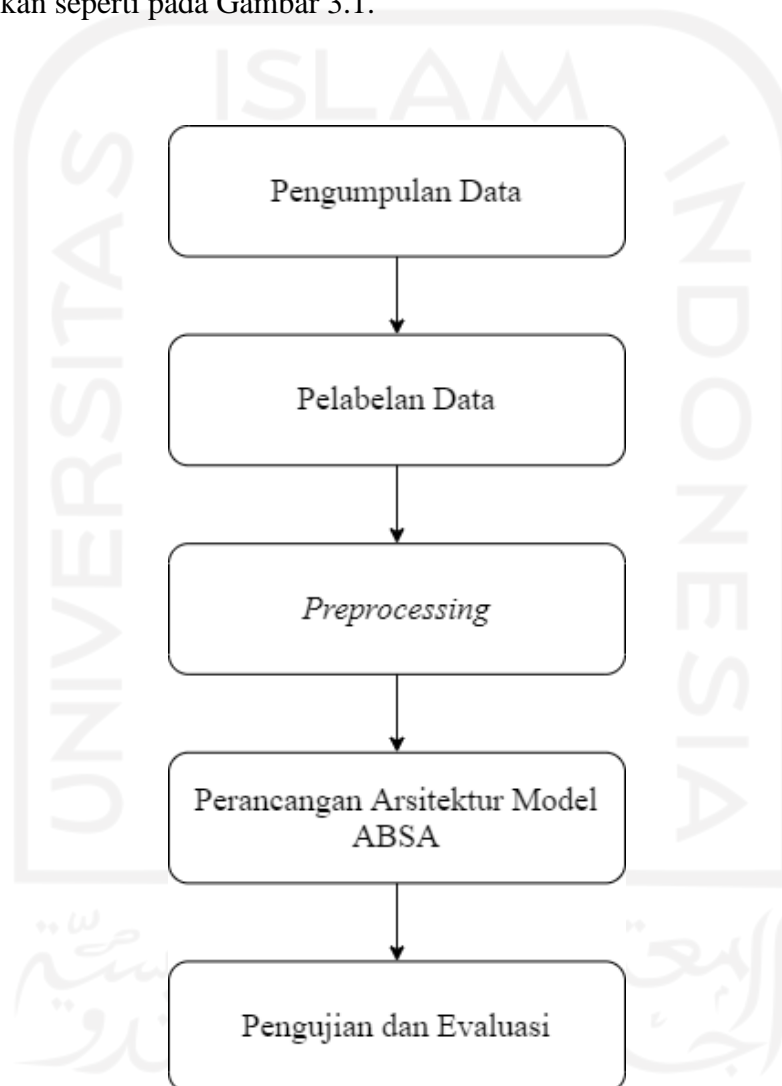
Gambar 2.3 Proses Aspect Based Sentiment Analysis



BAB III METODOLOGI

3.1 Alur Pelaksanaan Tugas Akhir

Merancang alur pelaksanaan penelitian dilakukan agar dapat mengetahui gambaran secara umum mengenai tahapan proses pengerjaan dari awal hingga berakhir. Alur tersebut dapat diilustrasikan seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Tahapan pengerjaan tugas akhir

Hal yang perlu dilakukan pertama kali adalah membentuk dataset dengan mengumpulkan ulasan tempat wisata di negara Asia yang tersedia pada situs Tripadvisor. Teknik *scraping* digunakan dalam tahap pengumpulan data ini. Apabila data telah terkumpul, kemudian data akan masuk ke tahap pelabelan data. Pada tahap ini setiap ulasan akan diberikan label

sentimen dan label aspek sesuai dengan apa yang diekspresikan pada ulasan tersebut. Label sentimen dapat berupa *positive* dan *negative*, sedangkan label aspek dapat berupa *mosque*, *halal food*, dan *toilet*. Tahapan selanjutnya adalah *preprocessing* dimana pada tahap ini data akan melakukan pembersihan. Tujuan dari tahapan ini adalah membuang elemen pada data yang tidak berguna dan memperbaiki data yang kotor. Pada tahap *preprocessing* ini tanda baca, digit, karakter yang tidak terpakai, karakter non-ascii, dan tag HTML akan dihapus dari data. Lalu juga dilakukan *casefolding* dan *stopword removal*. Setelah data sudah bersih, maka data akan dibagi kedalam data latih dan data tes. Fungsi dari data latih adalah sebagai *input* pada pelatihan model. Sementara data tes akan menjadi *input* untuk menguji model yang telah dilatih sebelumnya. Pada tahap ABSA, model dirancang dan dilatih hingga menghasilkan akurasi yang tinggi. Setelah model siap maka akan masuk pada tahap terakhir dari penelitian ini yaitu pengujian dan evaluasi. Pada pengujian ini sebuah kalimat akan diujikan pada model tersebut apakah model mampu mendeteksi sentimen dan aspek dari kalimat tersebut. Untuk tahap evaluasi, data tes akan dicoba pada model yang kemudian akan menghasilkan akurasi. Dengan melihat akurasi ini kita dapat mengetahui bagaimana performa dari model yang telah kita bangun. Selain itu juga digunakan *confussion matrix* agar dapat melihat jumlah data yang berhasil diklasifikasi oleh model.

3.2 Pengumpulan data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah ulasan destinasi wisata yang berbahasa Inggris pada *website* tripadvisor.com. Destinasi wisata yang dipilih merupakan destinasi wisata yang berada pada negara-negara yang ada di wilayah Asia. Destinasi dipilih secara acak dikarenakan tidak semua destinasi wisata memiliki ulasan yang dibutuhkan. Ulasan yang digunakan pun hanya yang membahas mengenai fasilitas penunjang wisata halal seperti tempat ibadah bagi muslim, makanan halal, dan WC. Untuk mempermudah pencarian data, digunakan fitur pencarian komentar yang ada pada situs Tripadvisor. Dengan adanya fitur ini, kita bisa mengetahui destinasi wisata mana saja yang memiliki ulasan tersebut.

Untuk mengekstrak data tersebut menjadi *file csv*, dilakukan *web scraping*. Teknik *scraping* adalah cara untuk menggali informasi yang ada dalam sebuah *website*. Setiap destinasi wisata diambil informasinya dan dikonversikan menjadi sebuah dokumen secara satu persatu. Bagi beberapa obyek wisata yang memiliki ulasan di bawah lima maka pengambilan ulasan akan dilakukan secara manual untuk mengefisienkan waktu. Setelah data diekstrak lalu seluruh data akan digabungkan ke dalam satu dokumen.

3.3 Pelabelan Data

Apabila dataset telah terbentuk, maka tahapan selanjutnya adalah melakukan pelabelan data. Pada setiap ulasan akan diberikan dua label yaitu label aspek dan label sentimen. Untuk aspek terbagi menjadi tiga yaitu, *mosque*, *halal food*, dan *toilet*. Sementara untuk sentimen terbagi menjadi dua, yaitu positif dan negatif. Label sentimen ini hanya menggunakan positif dan negatif saja karena pada umumnya kata-kata untuk mengekspresikan benda sifatnya mutlak. Contohnya untuk kamar mandi kata yang biasa digunakan adalah ‘bersih’ atau ‘kotor’ tidak ada sesuatu diantara keduanya.

Terkadang terdapat data yang cocok pada beberapa label. Hal ini akan menjadi masalah pada tahap berikutnya dan berdampak pada hasil apabila tidak ditangani dengan benar. Untuk mengatasi hal ini, kami membagi kalimat kedalam beberapa bagian dan membentuk data baru. Misalnya sebuah kalimat Sementara untuk data yang tidak memungkinkan untuk dilakukan pemisahan maka akan dilakukan teknik *multilabeling*. Dengan teknik ini, data akan digandakan menjadi data yang baru lalu diberikan label yang berbeda. Tabel 3.1 merupakan contoh dari pemisahan kalimat dan Tabel 3.2 merupakan contoh penggunaan teknik *multilabeling*.

Tabel 3.1 Contoh pemisahan kalimat

Data Mentah	Data yang telah dipisah	Aspek	Sentimen
Pavi is a great place for foodies to explore. Quite a number of restaurants, from affordable to pricey are available for foodies to go to. But, I would recommend the food court at LG floor. My personal favourites are the duck rice and teppanyaki outlets - good food at reasonable prices. Food sold at the food court are all halal.	Pavi is a great place for foodies to explore. Quite a number of restaurants, from affordable to pricey are available for foodies to go to. But, I would recommend the food court at LG floor. My personal favourites are the duck rice and teppanyaki outlets - good food at reasonable prices. Food sold at the food court are all halal.	Halal food	Positive
For muslims, the musolla/prayer room (or 'surau' as we Malaysians call it) in Pavi is relatively small compared to the average foot traffic of the mall. .	For muslims, the musolla/prayer room (or 'surau' as we Malaysians call it) in Pavi is relatively small compared to the average foot traffic of the mall. .	Mosque	Positive

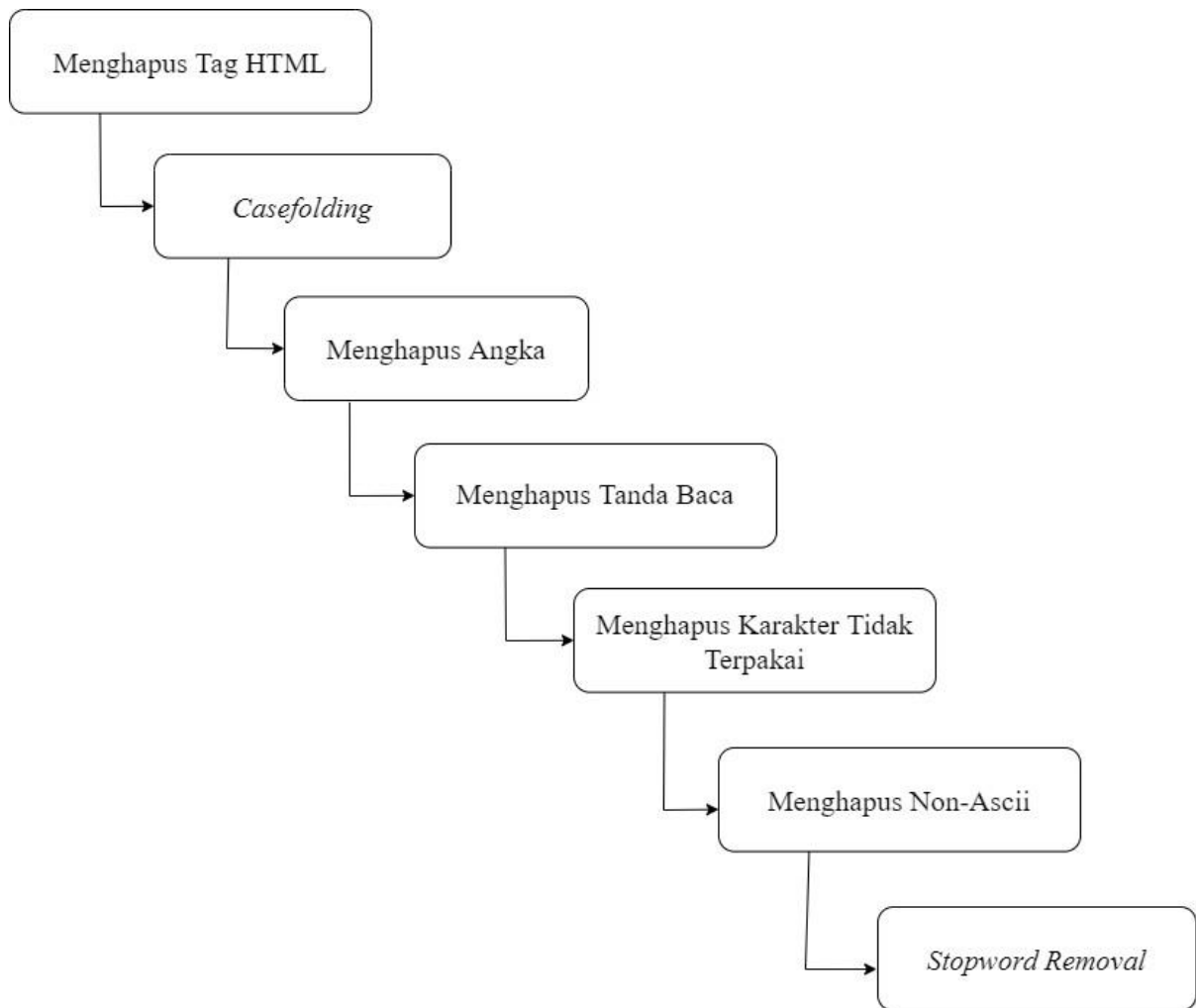
Tabel 3.2 Contoh penggunaan teknik *multilabeling*

Data	Aspek	Sentimen
The mall itself is facing kuta beach, there's cineplex 21 cinema with foodcourt and restaurant on ground floor and 3rd floor however prayer room not available for muslim and toilet are not that taking care, with much space under renovation and on construction	Mosque	Negative
The mall itself is facing kuta beach, there's cineplex 21 cinema with foodcourt and restaurant on ground floor and 3rd floor however prayer room not available for muslim and toilet are not that taking care, with much space under renovation and on construction	Toilet	Negative

3.4 Preprocessing

Pada saat data dikumpulkan, masih sangat kotor dan tidak konsisten. Di tahap inilah terjadi pembersihan data sebelum data akan mulai digunakan untuk pelatihan model. Tahap *preprocessing* akan membuang komponen-komponen pada data yang dianggap tidak memiliki makna penting dan membuat data menjadi semakin konsisten. Tujuannya agar data dapat sesuai dengan format untuk pengolahan di tahapan berikutnya.

Preprocessing memiliki banyak macam jenis. Hal ini kemudian yang disesuaikan dengan kebutuhan dari dataset yang digunakan. Untuk setiap penelitian bisa memiliki proses *preprocessing* yang berbeda. Tetapi pada penelitian ini *processing* yang dilakukan adalah menghapus tag HTML, *casefolding*, menghapus angka, menghapus tanda baca, menghapus karakter yang tidak terpakai, menghapus non-ascii, dan *stopword removal*. Proses ini harus dilakukan secara berurutan karena jika tidak maka hasilnya akan berbeda dan menjadi tidak maksimal. Alur *preprocessing* yang dilakukan pada penelitian ini digambarkan pada gambar 3.2.



Gambar 3.2 Alur proses *preprocessing*

3.4.1 Menghapus Tag HTML

Pada saat dataset dikumpulkan melalui teknik *scraping*, terdapat tag HTML yang terdeteksi pada beberapa data. Contoh tag HTML yang ada pada data yaitu `
` yang melambangkan adanya jeda baris antar kalimat. Tag ini perlu dihapus karena tidak memiliki makna yang penting pada data. Contoh penerapan penghapusan tag HTML dapat terlihat pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Contoh penerapan penghapusan tag HTML

Sebelum	Sesudah
We waited here for a couple of hours before our train left to Trang. </br></br>The waiting area is decent, ✂ and there is a 711 across the road so you can buy snacks and drinks. Beware of the bathrooms though, they are very dirty and are all squatter toilets!	We waited here for a couple of hours before our train left to Trang. The waiting area is decent, ✂ and there is a 711 across the road so you can buy snacks and drinks. Beware of the bathrooms though, they are very dirty and are all squatter toilets!

3.4.2 Casefolding

Casefolding merupakan tahap penyamakan seluruh huruf pada data. Seluruh huruf akan diubah ke dalam huruf kecil (*lowercase*). Pada proses ini, yang diperbolehkan hanyalah ‘a’ hingga ‘z’. Contoh penerapan *casefolding* dapat terlihat pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Contoh penerapan *casefolding*

Sebelum	Sesudah
We waited here for a couple of hours before our train left to Trang. The waiting area is decent, ✂ and there is a 711 across the road so you can buy snacks and drinks. Beware of the bathrooms though, they are very dirty and are all squatter toilets!	we waited here for a couple of hours before our train left to trang. the waiting area is decent, ✂ and there is a 711 across the road so you can buy snacks and drinks. beware of the bathrooms though, they are very dirty and are all squatter toilets!

3.4.3 Menghapus Angka

Pada tahap ini, seluruh digit atau angka yang ada akan dihapus. Hal ini dikarenakan angka pada penelitian ini tidak diperlukan dan tidak memberikan pengaruh pada hasil. Contoh penerapan penghapusan angka terlihat pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Contoh penerapan penghapusan angka

Sebelum	Sesudah
we waited here for a couple of hours before our train left to trang. the waiting area is decent, \$ and there is a 711 across the road so you can buy snacks and drinks. beware of the bathrooms though, they are very dirty and are all squatter toilets!	we waited here for a couple of hours before our train left to trang. the waiting area is decent, * and there is a across the road so you can buy snacks and drinks. beware of the bathrooms though, they are very dirty and are all squatter toilets!

3.4.4 Menghapus Tanda Baca

Di tahap ini segala bentuk tanda baca seperti *#\$/&() akan dihilangkan. Tanda baca ini tidak memiliki makna apapun sehingga perlu dihilangkan agar model lebih dapat mudah mempelajari data. Contoh penerapan penghapusan tanda baca terlihat pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6 Contoh penerapan penghapusan tanda baca

Sebelum	Sesudah
we waited here for a couple of hours before our train left to trang. the waiting area is decent, \$ and there is a across the road so you can buy snacks and drinks. beware of the bathrooms though, they are very dirty and are all squatter toilets!	we waited here for a couple of hours before our train left to trang the waiting area is decent \$ and there is a across the road so you can buy snacks and drinks beware of the bathrooms though they are very dirty and are all squatter toilets

3.4.5 Menghapus Karakter Tidak Terpakai

Karakter yang tidak terpakai pada penelitian ini merupakan karakter yang memiliki huruf kurang dari dua. Pada tahap ini, karakter tersebut akan dihapus. Contoh penerapan penghapusan karakter tidak terpakai terlihat pada Tabel 3.7.

Tabel 3.7 Contoh penerapan penghapusan karakter tidak terpakai

Sebelum	Sesudah
we waited here for a couple of hours before our train left to trang the waiting area is decent 🚻 and there is a across the road so you can buy snacks and drinks beware of the bathrooms though they are very dirty and are all squatter toilets	we waited here for couple of hours before our train left to trang the waiting area is decent 🚻 and there is across the road so you can buy snacks and drinks beware of the bathrooms though they are very dirty and are all squatter toilets

3.4.6 Menghapus Non-Ascii

Tahap ini akan menghapus seluruh karakter yang bukan merupakan karakter ascii. Karakter seperti emoji atau karakter dalam bahasa lain yang ikut terambil pada saat pengumpulan data akan terhapus. Contoh penerapan penghapusan karakter non-ascii terlihat pada Tabel 3.8.

Tabel 3.8 Contoh penerapan penghapusan karakter non-ascii

Sebelum	Sesudah
we waited here for couple of hours before our train left to trang the waiting area is decent 🚻 and there is across the road so you can buy snacks and drinks beware of the bathrooms though they are very dirty and are all squatter toilets	we waited here for couple of hours before our train left to trang the waiting area is decent and there is across the road so you can buy snacks and drinks beware of the bathrooms though they are very dirty and are all squatter toilets

3.4.7 Stopwords Removal

Stopwords adalah sekumpulan kata yang sering sekali muncul dalam sebuah kalimat. Pengolahan *stopwords* tidak diperlukan karena tidak banyak informasi yang dapat diambil. tidak ada pengaruh besar apabila menghapus *stopwords*. Penghapusan *stopword* dapat dilakukan dengan menggunakan *library* yang ada pada *python*. Daftar kata kata *stopword* dapat diubah sesuai dengan kebutuhan. Kita dapat memasukkan atau menguranginya sendiri. Pada penelitian ini digunakan *library* NLTK. Daftar *stopword* sudah diperbarui dan ditambahkan dengan beberapa kata. Berikut merupakan sebagian dari daftar *stopword* yang

dapat kita lihat pada Tabel 3.9. Contoh penerapan untuk tahapan ini seperti yang ada di Tabel 3.10.

Tabel 3.9 Contoh daftar *stopword*

able	ca	edu	gave	in
about	cause	effect	get	inc
above	causes	eg	gets	indeed
abst	certain	eight	getting	index
accordance	certainly	eighty	give	information
according	co	either	given	instead
accordingly	com	else	gives	into
across	contain	elsewhere	giving	invention
act	containing	end	gone	inward
actually	contains	ending	got	it
back	date	few	had	just
be	different	ff	happens	keep
became	doing	fifth	hardly	keeps
because	done	first	has	kept
become	down	five	hasnt	kg
becomes	downwards	fix	have	km
becoming	due	followed	havent	know
been	during	following	having	known
before	each	follows	he	knows
beforehand	ed	for	hed	largely

Tabel 3.10 Contoh penerapan *stopword removal*

Sebelum	Sesudah
we waited here for couple of hours before our train left to trang the waiting area is decent and there is across the road so you can buy snacks and drinks beware of the bathrooms though they are very dirty and are all squatter toilets	waited couple hours train left trang waiting area decent road can buy snacks drinks beware bathrooms dirty squatter toilets

3.5 Perancangan Arsitektur Model ABSA

Data yang sudah dibersihkan akan dipisah menjadi data *training* dan data *testing*. Setelah itu data *training* akan diproses melalui tahapan *Aspect Based Sentiment Analysis*. Proses ini dimulai dengan merancang model dan memasukkan data latih untuk melatih model tersebut. Model yang sudah dilatih akan diuji kepada data *testing* sehingga nantinya model

tersebut dapat memprediksi sentimen dan juga aspek dari ulasan wisata. Model akan membaca data kemudian melakukan ekstraksi dan juga menentukan sentimen melalui polaritasnya. Penelitian ini menggunakan metode *deep learning* dengan memilih model arsitektur CNN dan CNN-BiLSTM. Kedua model ini kemudian akan dibandingkan untuk mendapatkan hasil terbaik.

Di dalam model CNN terdapat banyak lapisan. Data akan masuk ke *embedding layer* yang akan menginisialisasi kata yang ditetapkan dengan bobot acak dan mempelajarinya untuk ditambahkan ke dalam dataset latih. Kemudian akan menuju ke *convolutional layer*. Pada lapisan ini akan dilakukan ekstraksi fitur. Terjadi perhitungan kepada masukan menggunakan bantuan *pooling layer*. Lapisan *pooling* ini akan membantu mengurangi representasi dari kalimat masukan, parameter, dan komputasi yang ada pada jaringan. Lapisan yang terakhir merupakan *dense layer* atau yang disebut juga sebagai *fully connected layer*. Di lapisan ini akan dilakukan klasifikasi kepada fitur yang telah terekstraksi pada lapisan sebelumnya. Untuk arsitektur model CNN-BiLSTM ditambahkan lapisan *Bidirectional LSTM* sebelum *fully connected layer*.

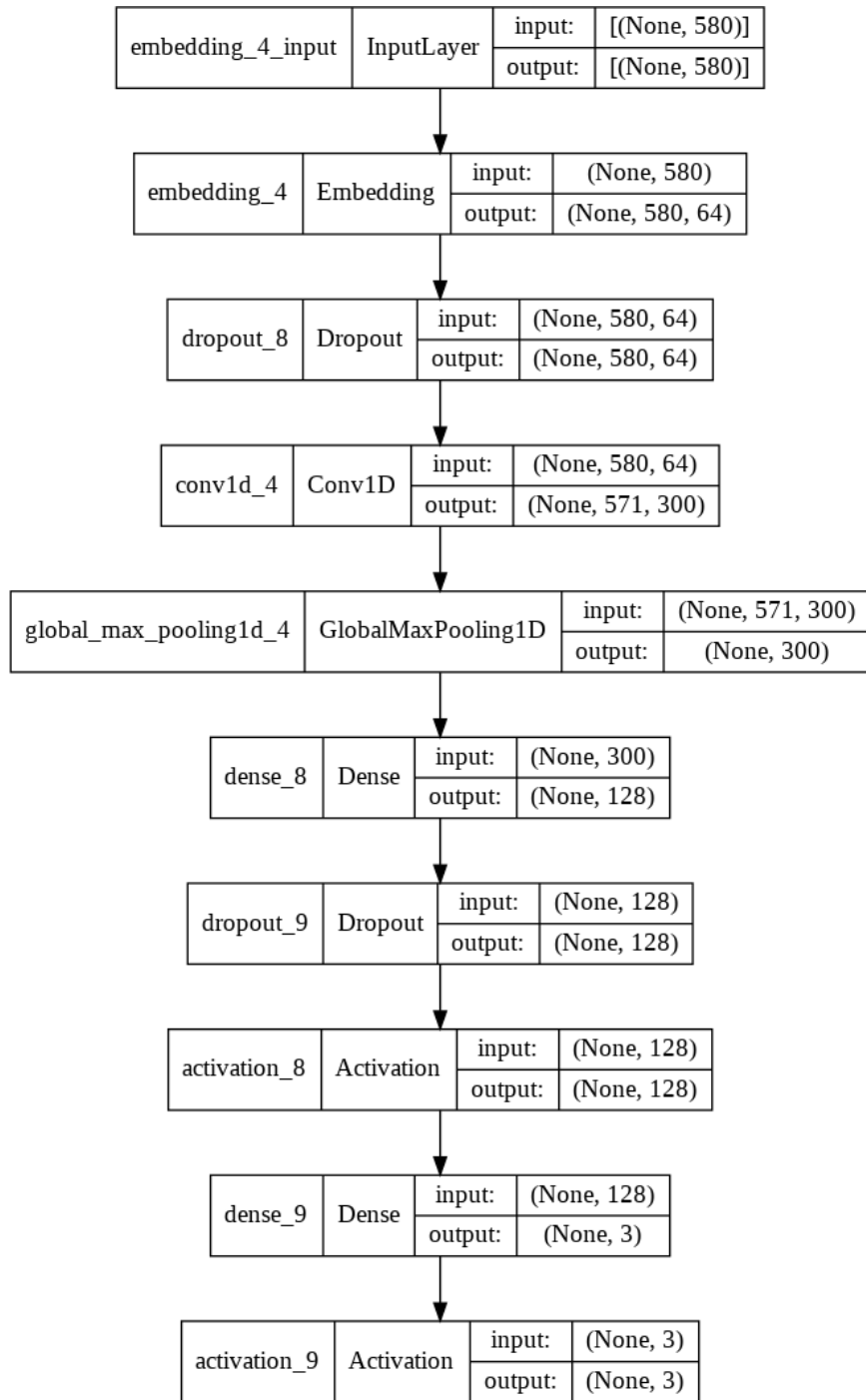
Pemilihan model merupakan hal penting karena dapat mempengaruhi hasil luaran. Penelitian ini menggunakan konvolusi 1D karena jenis konvolusi ini cocok untuk pengolahan data berupa teks. Selain itu juga digunakan *global max pooling* 1D untuk memberikan hasil yang baik. Aktivasi yang dipilih adalah RELU. Aktivasi ini akan memberikan nol pada nilai negatif dan akan bertambah untuk nilai positif. Di akhir jaringan akan ditambahkan *softmax* untuk klasifikasi aspek. Sedangkan untuk klasifikasi sentimen akan diberi RELU. Model ini memanfaatkan 64 *batch size* dan 64 *embedding dimentions*. Terakhir, model menggunakan *early stopping* yang memantau *val loss*.

Dalam menemukan hasil terbaik, dibutuhkan pemilihan parameter yang tepat. Parameter tersebut meliputi nilai filter, jumlah filter, ukuran filter, *hidden dimentions*, dropout, dan nilai unit lstm. Untuk mendapatkan parameter yang tepat, kami mencoba beberapa model yang terlihat pada Tabel 3.11.

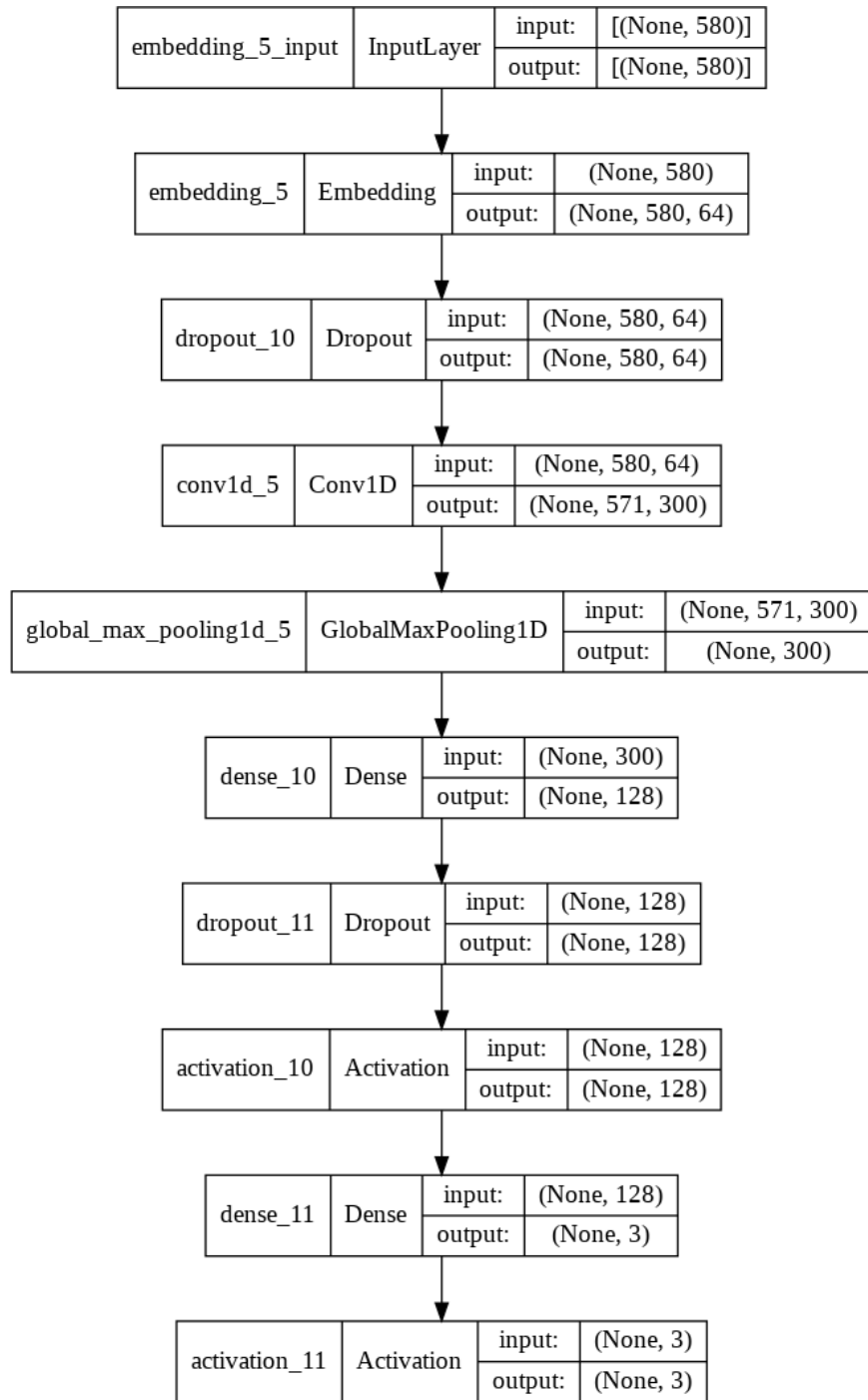
Tabel 3.11 Model untuk klasifikasi aspek dan sentimen

Model	Metode	Filter	Kernel	<i>Hidden dimentions</i>	<i>Dropout</i>	Unit LSTM
Model 1	CNN	300	10	128	0.5	64
Model 2		200	10	128	0.5	64
Model 3		200	8	128	0.25	64
Model 4	CNN-LSTM	300	10	128	0.5	64
Model 5		200	10	128	0.25	64
Model 6		200	9	128	0.25	64

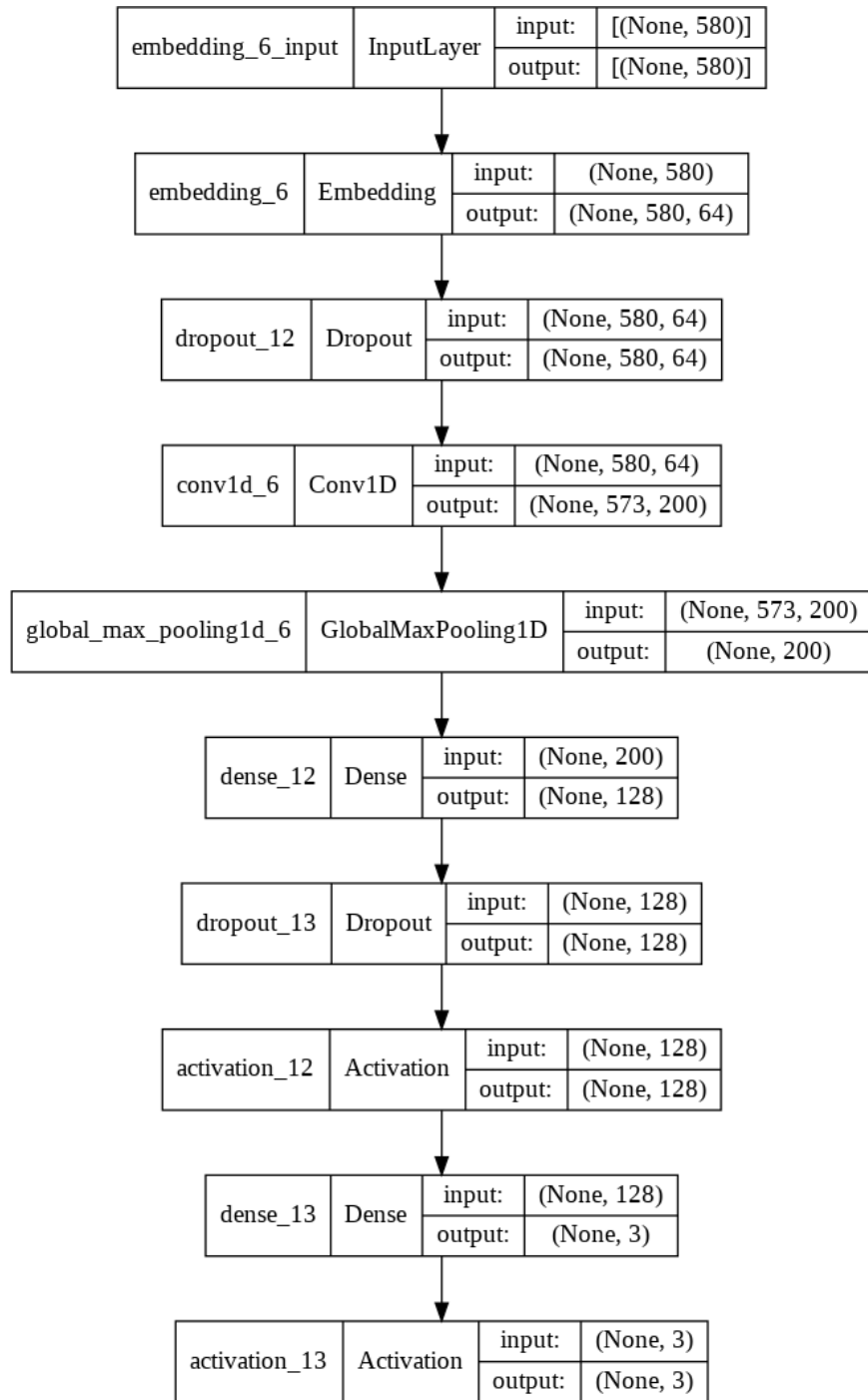
Arsitektur adalah visualisasi dari model yang digunakan sehingga kita dapat melihat lebih jelas bagaimana struktur dari model tersebut. Arsitektur klasifikasi aspek model 1, model 2, dan model 3 dapat terlihat pada Gambar 3.3, Gambar 3.4, dan Gambar 3.5 secara berurutan. Gambar 3.6, Gambar 3.7, dan Gambar 3.8 merupakan penggambaran dari arsitektur klasifikasi aspek model 4, model 5, dan model 6. Untuk penggambaran arsitektur klasifikasi sentimen model 1, model 2, dan model 3 terlihat seperti Gambar 3.9, Gambar 3.10, dan Gambar 3.11. Sedangkan klasifikasi sentimen untuk model 4, model 5, dan model 6, dapat kita lihat pada Gambar 3.12, Gambar 3.13, dan Gambar 3.14.



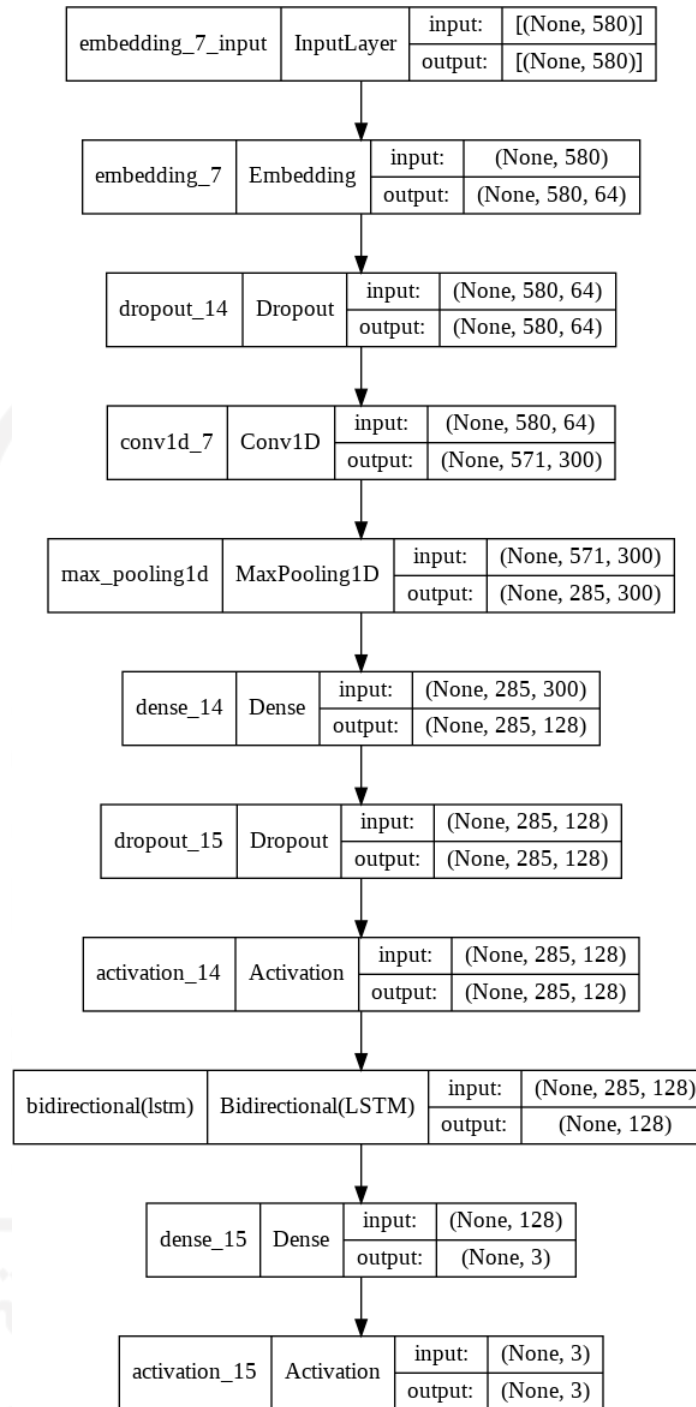
Gambar 3.3 Arsitektur klasifikasi aspek model 1



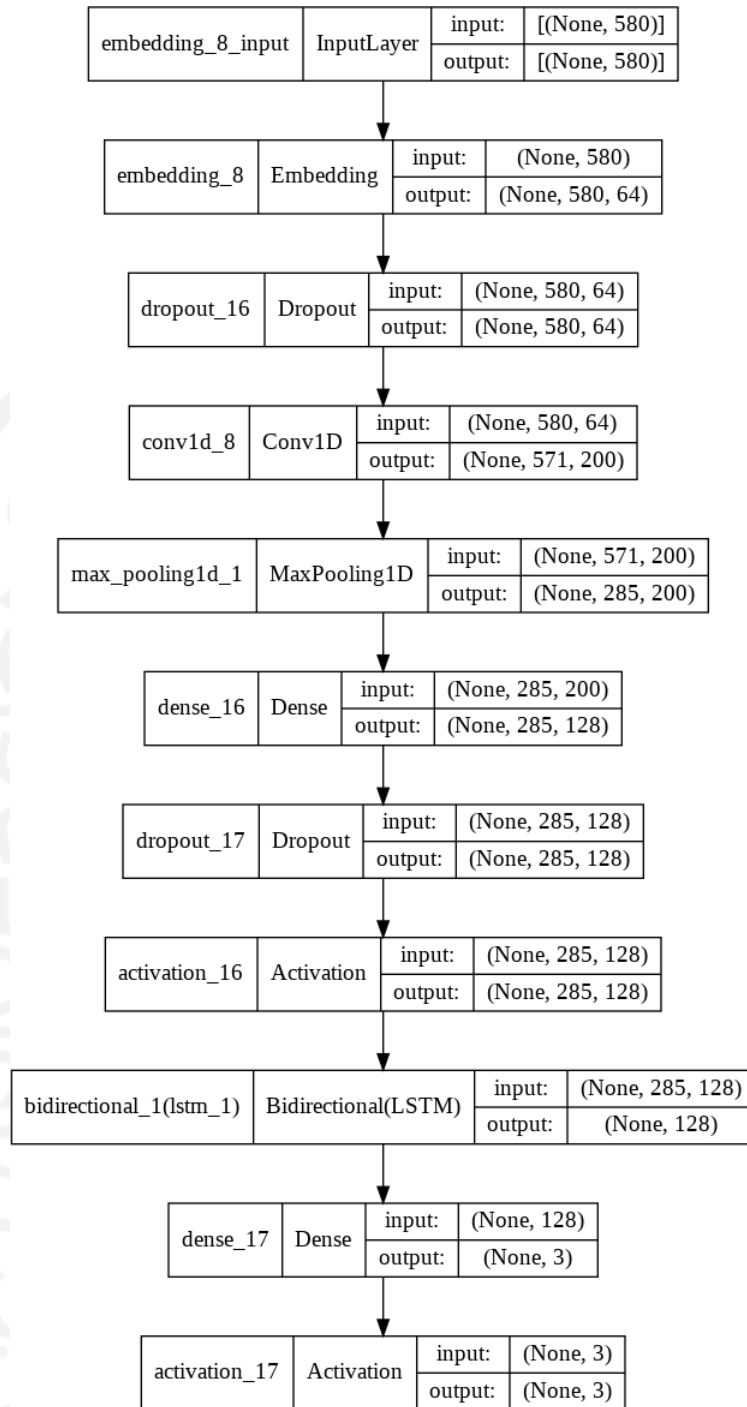
Gambar 3.4 Arsitektur klasifikasi aspek model 2



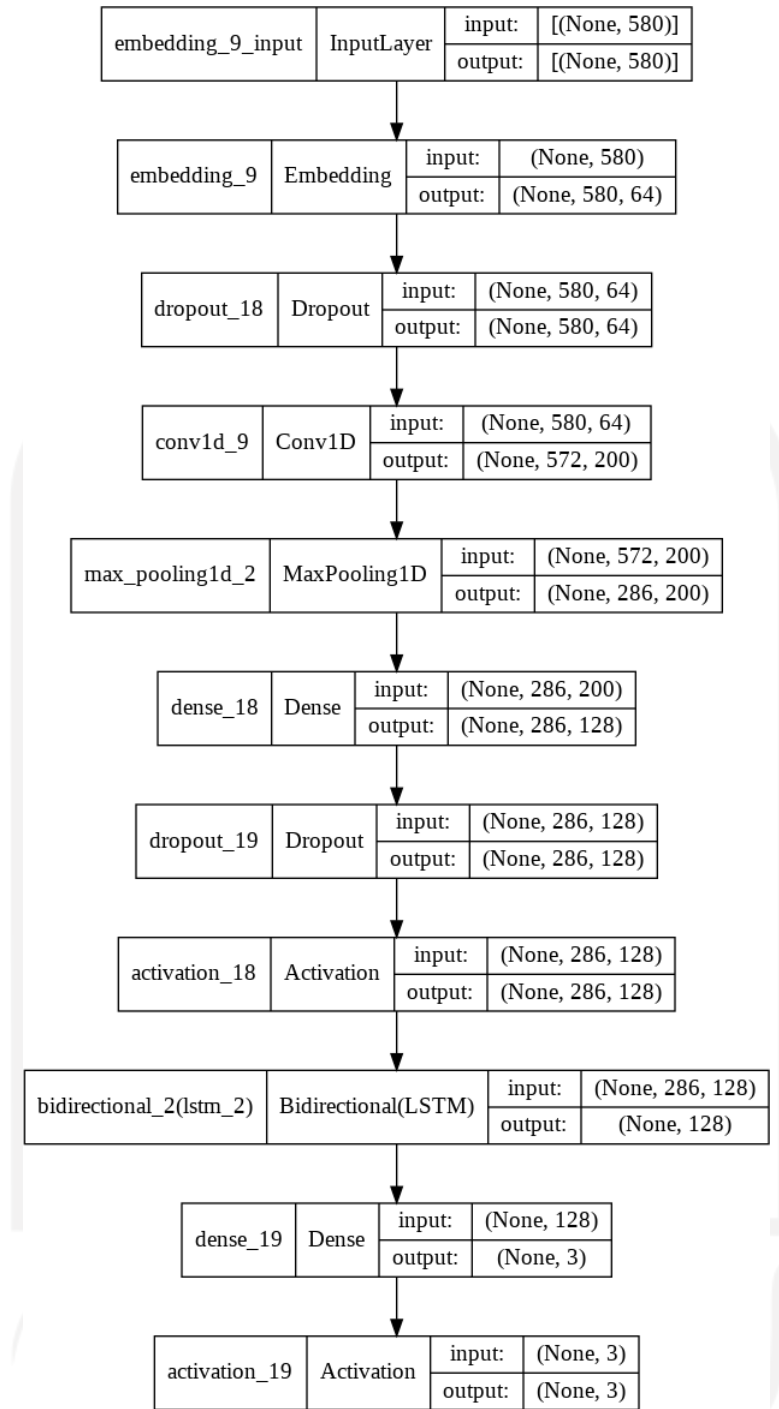
Gambar 3.5 Arsitektur klasifikasi aspek model 3



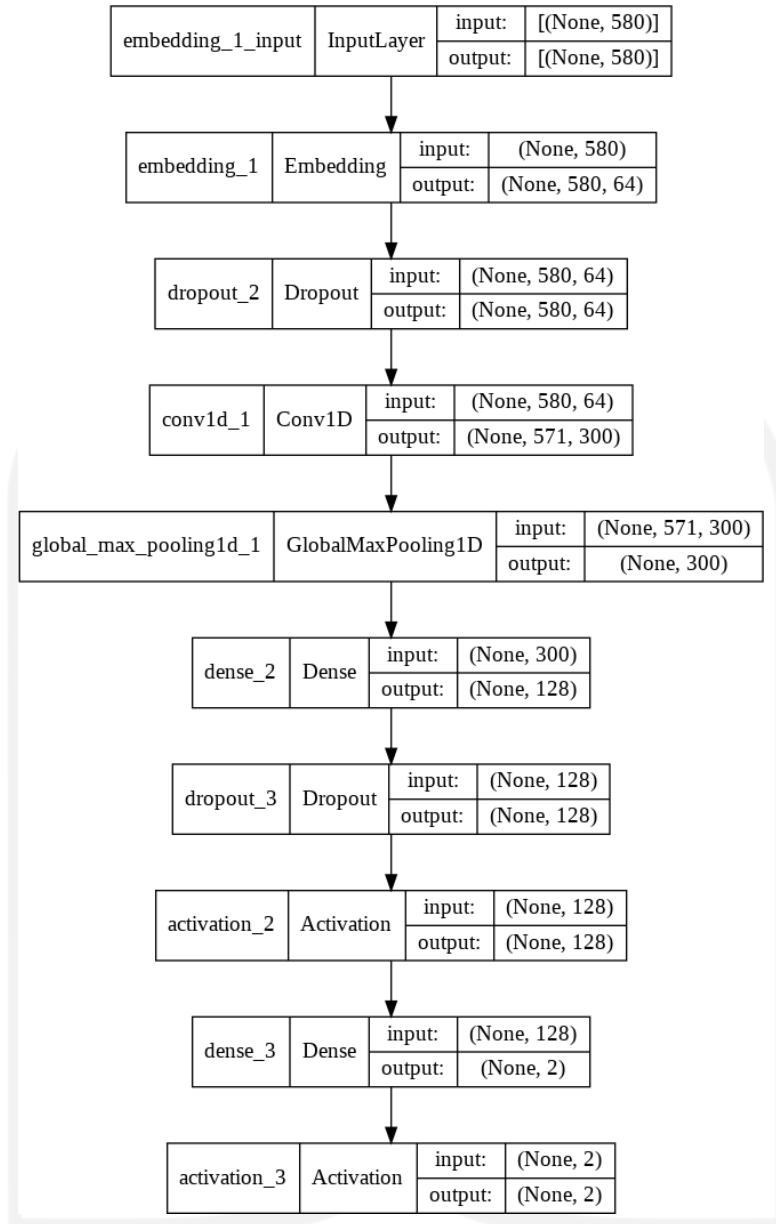
Gambar 3.6 Arsitektur klasifikasi aspek model 4



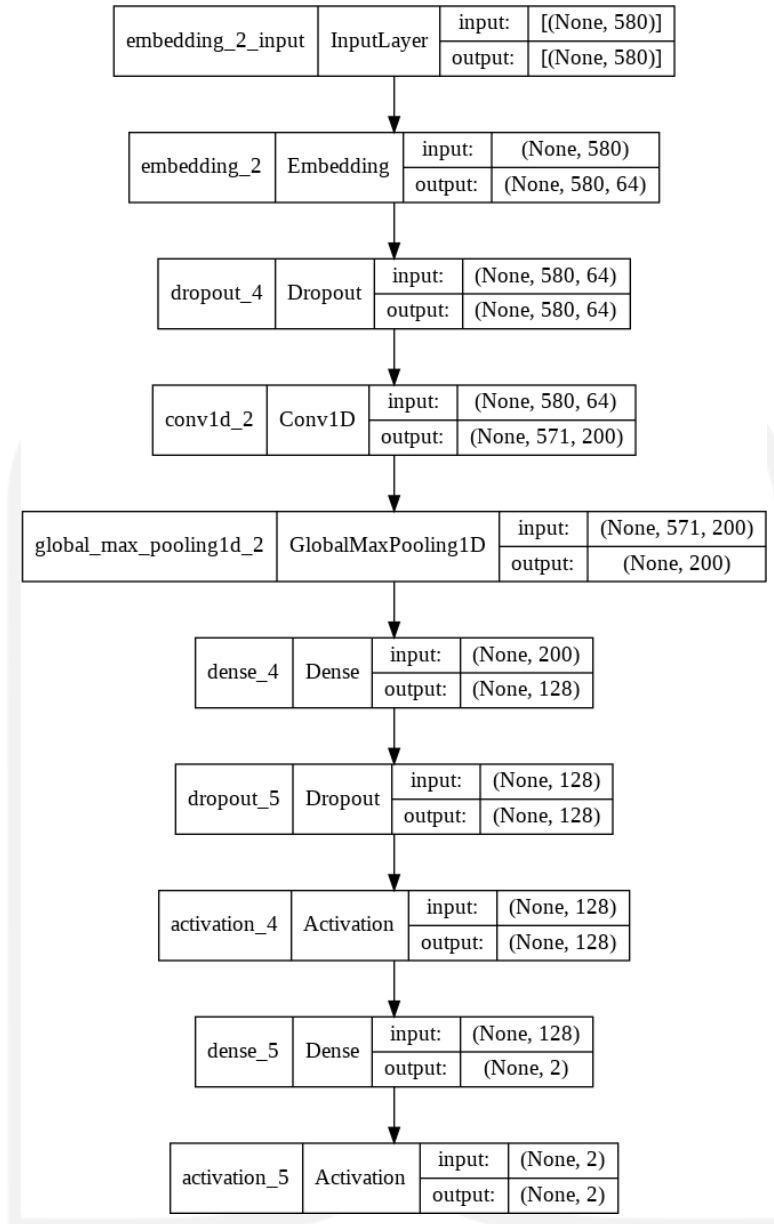
Gambar 3.7 Arsitektur klasifikasi aspek model 5



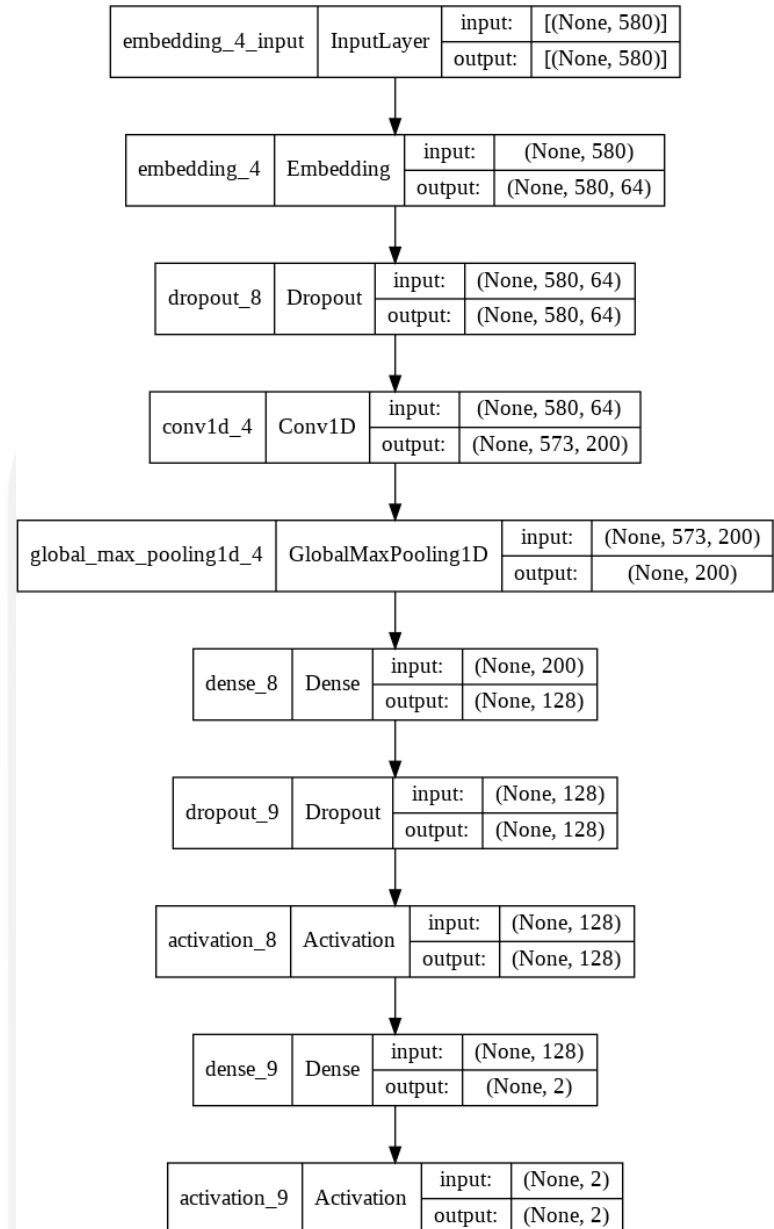
Gambar 3.8 Arsitektur klasifikasi aspek model 6



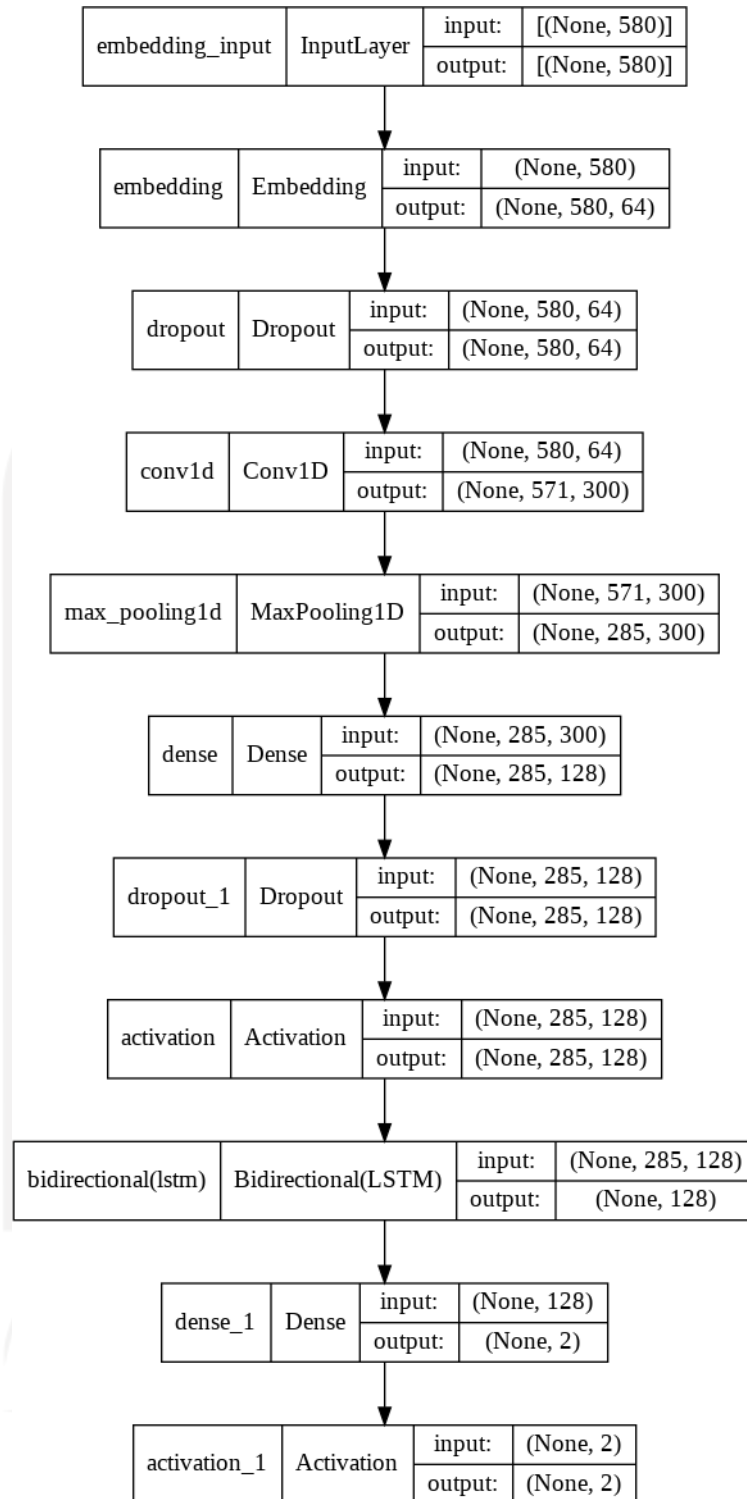
Gambar 3.9 Arsitektur klasifikasi sentimen model 1



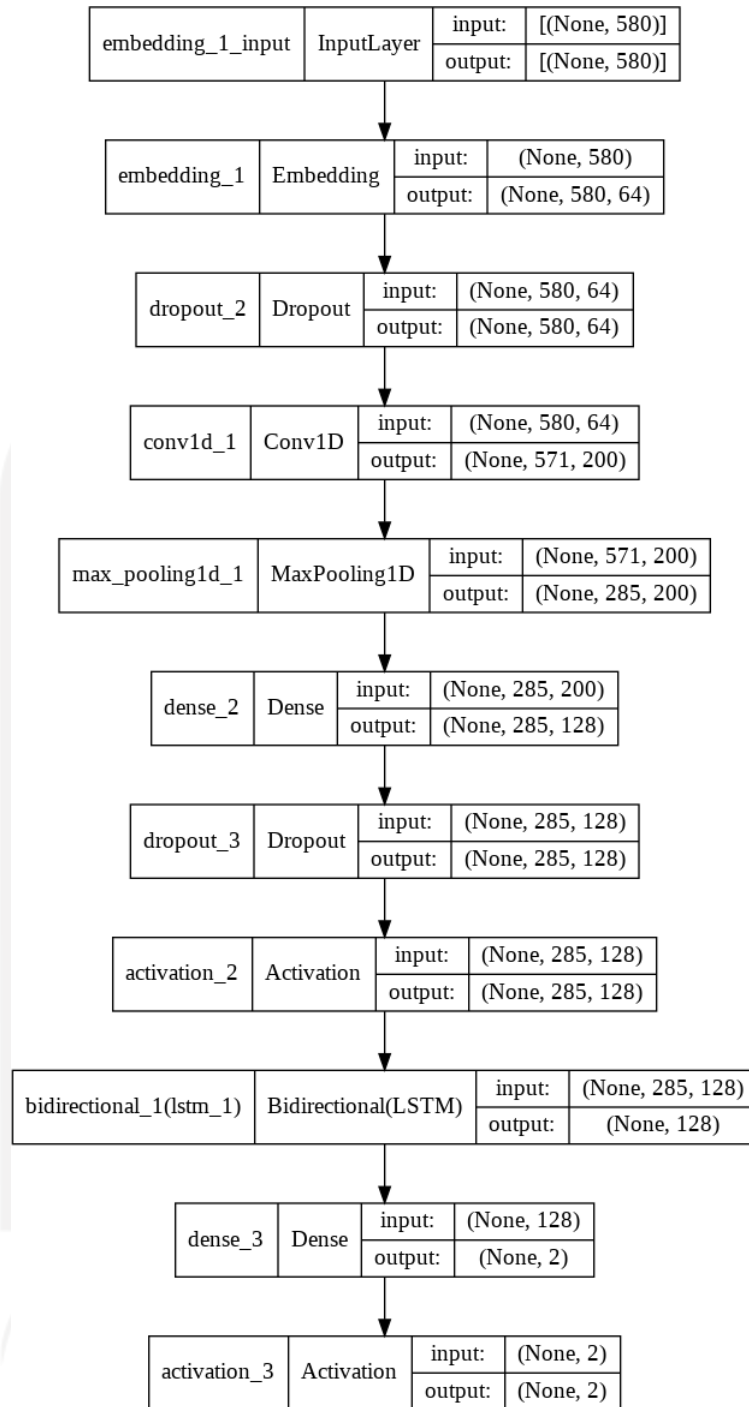
Gambar 3.10 Arsitektur klasifikasi sentimen model 2



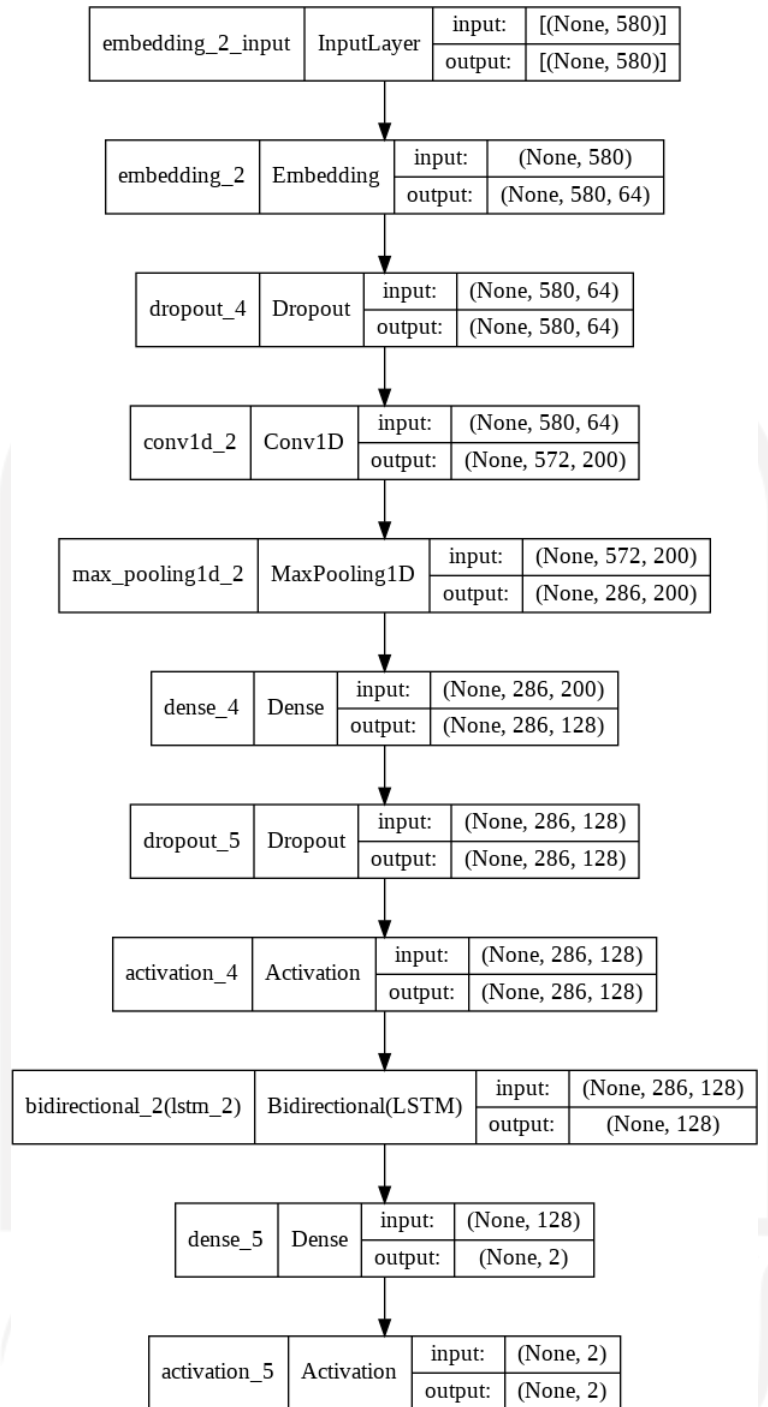
Gambar 3.11 Arsitektur klasifikasi sentimen model 3



Gambar 3.12 Arsitektur klasifikasi sentimen model 4



Gambar 3.13 Arsitektur klasifikasi sentimen model 5



Gambar 3.14 Arsitektur klasifikasi sentimen model 6

3.6 Pengujian dan Evaluasi

Setelah model dilatih, tahap selanjutnya adalah pengujian dan evaluasi. Pengujian ini akan mencoba model menggunakan sebuah kalimat yang nantinya akan menghasilkan keluaran berupa aspek dan sentimen dari kalimat tersebut. Selain itu juga akan dilakukan pengujian dengan menggunakan ulasan tempat wisata secara keseluruhan. Untuk pengujian

ini, tempat wisata yang dipilih merupakan tempat wisata yang berbeda dari yang telah digunakan pada data latih. Seluruh ulasan pada wisata tersebut kemudian diambil dan dianalisis sentimen dan aspeknya. Setelah itu akan dilakukan visualisasi data. Sementara untuk mengevaluasi sebuah model, kita perlu melihat dari akurasi, skor F1, presisi, dan *recall*. Agar mendapatkan nilai tersebut maka kita perlu menggunakan *confusion matrix*.

Confusion matrix itu sendiri adalah tabel yang menggambarkan performa dari sebuah model. Dengan *confusion matrix* kita dapat mengetahui *error* pada cara kerja sebuah algoritma. Hal ini dapat terlihat pada Tabel 3.12.

Tabel 3.12 *Confusion matrix*

		Predicted	
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

Pada tabel tersebut kita dapat melihat *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN) (Yildirim & Cinar, 2020). *True positive* adalah data terprediksi dengan benar sesuai dengan kelas aslinya. Sesuai dengan tabel, data positif diprediksi sebagai positif. *True negative* adalah data terprediksi benar dan juga sesuai pada aslinya. Pada tabel, TN yang merupakan data negatif diprediksi sebagai data negatif. *False positive* adalah data yang diprediksi tidak sesuai dengan kelas aslinya. FP pada tabel adalah data positif tetapi dia terprediksi sebagai negatif. Sedangkan *false negative* juga merupakan data yang hasil prediksinya tidak sama pada kelas asli. FN yang seharusnya diprediksi sebagai data negatif tetapi oleh model diprediksi sebagai positif. Akurasi didapatkan seperti pada persamaan 3.1. Sementara *sensitivity* (*true positive rate*) dan *specificity* (*true negative rate*) dapat dilihat pada persamaan 3.2 dan 3.3.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3.1)$$

$$Sensitivity (TPR) = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.2)$$

$$Specificity (TNR) = \frac{TF}{TF + FP} \quad (3.3)$$

Untuk mendapatkan skor F1, maka bisa didapatkan dengan persamaan 3.4. Serta untuk *precision* dan *recall* tertera pada persamaan 3.5 dan 3.6.

$$F - mCasiurC = \frac{2 \times PrCasi1n \times RCcall}{PrCasi1n + RCcall} \quad (3.4)$$

$$PrCasi1n = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.5)$$

$$RCcall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.6)$$

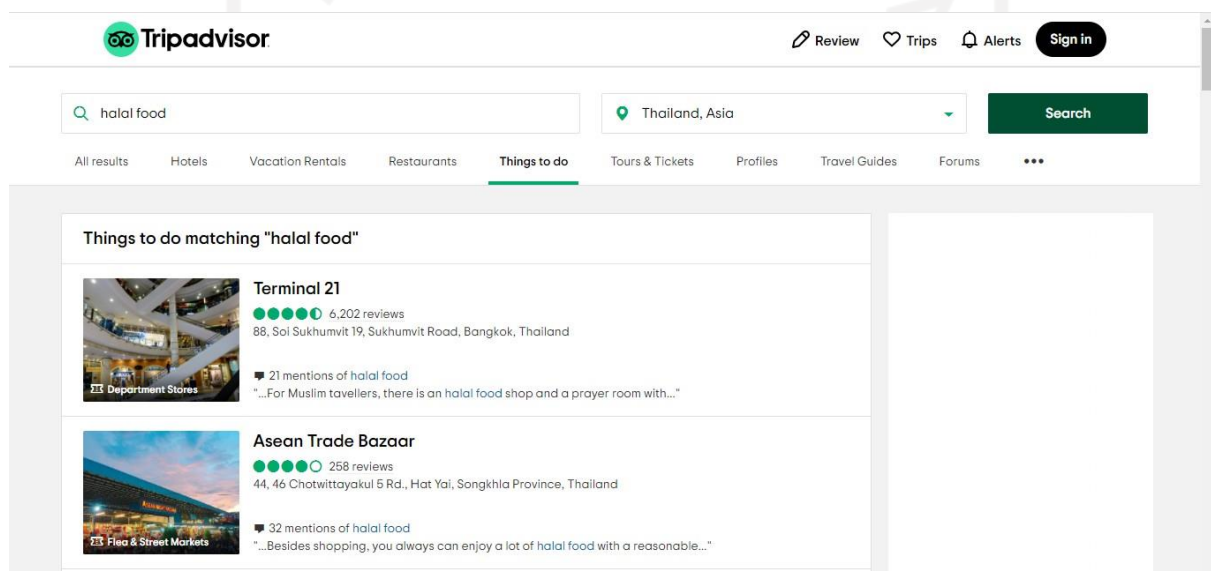


BAB IV

HASIL & PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pengumpulan Data

Teknik *web scraping* merupakan teknik yang dilakukan dalam proses pengumpulan data. Proses pengumpulan data ini terdiri dari pencarian ulasan menggunakan kata kunci, pengambilan ID, dan mulai proses *scraping*. Pada penelitian ini *web scraping* dilakukan dengan menggunakan Javascript. Pertama kita perlu mencari obyek wisata yang terdapat ulasan yang kita butuhkan seperti yang terlihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Halaman pencarian ulasan dengan ulasan kata kunci

Pencarian akan secara otomatis menampilkan hasil pencarian obyek wisata mana saja yang memiliki ulasan yang sesuai dengan kata kunci yang kita berikan dan kita dapat memilih obyek mana yang akan diambil ulasannya. Kata kunci tersebut meliputi *halal*, *toilet*, *restroom*, *mosque*, *prayer room*, *muslims*. Selanjutnya kita perlu mencari ID dari ulasan yang ada pada obyek wisata yang kita pilih. Dari situ kita kemudian dapat menggunakan ID tersebut untuk melakukan *scraping* ke seluruh ulasan yang ada. Nantinya program akan mengonversikan kumpulan ulasan-ulasan ke dalam *file JSON* yang dapat kita konversikan lagi ke dalam berbagai macam format *file* seperti *csv* atau *xlsx*. Hasil ulasan terdiri dari judul ulasan, isi ulasan, dan *rating*. Setelah dilakukan proses pengumpulan data, didapatkan sebanyak 2367 ulasan. Contoh data yang terkumpul dapat dilihat pada Gambar 4.2.

	B	C	D
1	Title	Review	Rating
2	Fantastic place	What can we say, other than this place rocked the boxes. It was only 8 minutes walk up the road and 30p UK taxi back!. It has all the shops you want and most at a reasonable price. Tony Roma's is there for food as is loads of other places. Massive water pool inside the middle which has fish in it.	5
3	Useful	Not really where you want to spend your day whilst on holiday in Bali, almost all Western brands such as Zara, H&M, Mango Women, Bershka, Stradivarius. Useful if you need basics such as underwear or swimwear, and have exhausted cheaper local options, but be prepared to pay Western prices. There's also a small electronics stand on the first floor for cables, battery packs, screen protectors etc, as well as a pharmacy on the lower ground floor, a few makeup stores and some ATMs dotted around. There's also some food options but they didn't look	4
4	Great for all ages	This has certainly expanded since our last visit. Not 'cheep Bali' products but great shopping experience. Whole family left with something new. Clean toilets.... bonus!!	5
5	Shopping Mall	Big variety of shops & restaurants, easily accessible & very clean toilets! Walking from Legian it's a decent trek however there are lots of little shops & restaurants along the way as well as the beach	5
6	Over rated	This mall may be the newest, however the toilets smell badly and are in a bad state of repair. The majority of shops are high end brands which charge just as much in Bali as the rest of the world. The restaurants are overpriced and smoking (unfortunately) is still permitted in eating areas. The mall has no 'flow' to it and you	3
7	Just another shop	Was ok, clean and tidy. The stuff is no cheaper here than back home in NZ so unless you really want to buy something it's nothing out of the norm. The toilets are clean and tidy.	4
8	Seems very new	Didn't check every floor, but seems like there's a lot you can do. Many restaurants and shops, as well as a pharmacy and supermarket in the basement. Clean toilets also. Convenient place to cool down if you spend the	4
9	Great place to see	Great shops, great places to eat & a supermarket. You can feed the massive fish between 3-6pm every day. There is a place on the top floor where you can hire motorised animals for the kids to go around	5

Gambar 4.2 Contoh hasil pengumpulan data

4.2 Pelabelan Data

Pelabelan data biasanya ditaruh setelah tahap *preprocessing*. Untuk tugas akhir kali ini, tahap pelabelan data dilakukan setelah pengumpulan data. Hal ini dilakukan untuk mencegah tidak validnya pemberian label. Setelah dilakukan *preprocessing* data akan kehilangan menjadi lebih pendek karena banyak komponen yang dibuang. Karena proses pelabelan ini dilakukan secara manual sehingga memungkinkan terjadinya kesalahan pada pemberian label karena data telah berubah dari sejak dikumpulkan. Sedangkan apabila dilakukan setelah pengumpulan data, isi data masih sama dari saat dikumpulkannya data. Sehingga pelabelan data menjadi lebih valid.

Pada proses ini, dataset akan diberikan dua label yaitu label sentimen dan label aspek. Label sentimen meliputi *positive* dan *negative*. Sedangkan label aspek meliputi *halal food*, *mosque*, dan *toilet*. Dari 2367 data yang telah terkumpul kemudian dipisahkan sesuai dengan labelnya masing-masing. Tabel 4.1 menunjukkan keberagaman data jika dilihat dari labelnya. Tabel 4.2 menunjukkan contoh dari hasil pelabelan data.

Tabel 4.1 Jumlah data menurut hasil pelabelan

Sentimen	Negative	1904
	Positive	463
Aspek	Halal food	807
	Toilet	891
	Mosque	669

Tabel 4.2 Contoh hasil pelabelan data

Data	Aspek	Sentimen
The Muslim quarter is definitely an interesting experience. They have of shops and stalls selling pretty much the same thing for miles. The actual mosque was quite disappointing. The area is safe, but somewhat dirty. I would probably not recommend eating the street food unless you like to live dangerously due to the lack of sanitary conditions.	Mosque	Negative
I throughly enjoyed walking around and photographing the old Railway station. The design is very unique and the full historical account of the building is located in the front in 4-5 different languages. It is close to the National Mosque and the Lake Gardens and worth the extra block walk.	Mosque	Positive
This transit lounge is an absolute waste of money- S \$117 for a most unpleasant experience. The food is poor quality and very little variety, the furniture is dirty, tables not cleaned, toilets are dirty -showers not much better.	Toilet	Negative
Quite place, comfort sitting, clean toilets, need more vegetarian food options though. Except that good place and recommended	Toilet	Positive

This place culinary market located in jalan Sudirman Bandung, which opens at 6pm. Most food sold here is Non Halal. This place has a lot of stalls sell pork foods, such as pork satay, martabak pork, curry pork, etc, and mostly taste so delicious! The place getting too crowded sometimes, but overall it's a nice experience visiting this place.	Halal food	Negative
It's not only a show! also you can expect a good open buffet with Halal food and many shops around and nice views for taking pictures. the show by itself is very attractive and keep you focused all the time as too many light and sounds effects are in the place. but don't expect too much from the story line.	Halal food	Positive

4.3 Preprocessing

Setelah data telah selesai diberikan label, lalu tahapan selanjutnya adalah pembersihan data. Tahapan *preprocessing* ini memanfaatkan *library* pada bahasa pemrograman Python. Banyak sekali *library* untuk melakukan *preprocessing* yang bisa digunakan dengan mudah dan cepat. Berikut ini merupakan penjelasan dari setiap tahap *preprocessing* yang telah dilakukan:

4.3.1 Menghapus Tag HTML

Data diambil dengan mendeteksi ID dari setiap ulasan. ID ini kemudian terhubung kepada kumpulan data yang berisi detail tentang ulasan tersebut. Kemudian *web scraping* akan membaca dari situs tersebut yang berbasis HTML. Oleh karena itu hasil *scraping* memiliki banyak tag HTML. Tag yang sering muncul yaitu `
`. Tag ini menandakan bahwa terdapat jeda satu baris pada antar kalimat. Keberadaan tag ini membuat data terlihat tampak berantakan. Dengan begitu tag HTML sebaiknya dihapus agar data menjadi lebih bersih. Untuk membuangnya dapat dilakukan seperti pada Gambar 4.3.

```
def remove_html(str):
    soup = BeautifulSoup(str, 'lxml')
    return soup.get_text()
```

Gambar 4.3 Kode program untuk menghapus tag HTML

4.3.2 Casefolding

Huruf memiliki dua jenis yaitu *lowercase* atau huruf kecil dan *uppercase* atau huruf besar. *Lowercase* lebih sering digunakan daripada *uppercase* karena penggunaan huruf besar hanya untuk situasi tertentu misalnya untuk mengawali kalimat. Tetapi ada banyak sekali kemungkinan cara orang menggunakan *uppercase*. Banyaknya variasi ini membuat data menjadi semakin tidak konsisten untuk diolah. Ditambah lagi 'a' dan 'A' di dalam tabel ascii memiliki kodenya masing-masing, padahal sebetulnya keduanya lurus yang sama hanya saja ukurannya yang berbeda. Untuk mengatasi keberagaman ini dilakukan *casefolding* dimana seluruh karakter pada data diseragamkan menggunakan *lowercase*. Gambar 4.4 menunjukkan kode program untuk melakukan *casefolding*.

```
def casefolding(s):
    new_str = s.lower()
    return new_str
```

Gambar 4.4 Kode program *casefolding*

4.3.3 Menghapus Angka

Pada kasus wisata halal ini, tidak ada yang menyangkut angka atau digit, seperti nomor telepon, nomor bangunan, harga. Sebab tidak memiliki makna yang berarti sehingga angka akan dihapus dengan kode program yang terlihat pada gambar 4.5.

```
def remove_number(text):
    return re.sub(r'^[a-z ]*([.0-9])*\d', '', text)
```

Gambar 4.5 Kode program untuk menghapus angka

4.3.4 Menghapus Tanda Baca

Tanda baca bisa saja digunakan untuk mengekspresikan emosi si penulis. Kenyataannya saat ini tanda baca tidak bisa mengekspresikan emosi seseorang dengan valid. Contohnya saja untuk tanda seru (!) ada yang menggunakannya untuk mengekspresikan bahwa ia sedang marah, tetapi ada juga yang mengekspresikannya sebagai rasa antusias.

Dalam menghilangkan ambiguitas ini, tanda baca juga akan dihapus seperti yang terlihat pada Gambar 4.6.

```
def remove_punctuation(text):
    return re.sub(r'[^\s\w]', ' ', text)
```

Gambar 4.6 Kode program untuk menghapus tanda baca

4.3.5 Menghapus Karakter Tidak Terpakai

Typo sering kali terjadi bagi sebagian orang. Pada kasus *typo* terjadi beberapa kemungkinan kesalahan yang akan diperbuat. Salah satunya adalah ketidaksengajaan menekan tombol spasi sehingga membuat suatu kata kehilangan makna sebab satu atau lebih hurufnya terpisahkan oleh spasi. Untuk karakter yang bisa disebut tidak terpakai di sini kami menaruh fokus pada kata yang memiliki kurang dari dua karakter. Tidak bisa sembarang menaruh kurang dari tiga karakter karena pada bahasa Inggris terdapat kata seperti ‘no’ yang memiliki makna besar pada kasus wisata halal ini. Untuk menghapus karakter tidak terpakai digunakan kode program seperti pada Gambar 4.7

```
def remove_unused_character(text):
    text_list = text.split(' ')
    text_list_temp = []

    for index in range(len(text_list)):
        if text_list[index] != 'no':
            if len(text_list[index]) > 3:
                text_list_temp.append(text_list[index])

    return ' '.join(text_list_temp)
```

Gambar 4.7 Kode program untuk menghapus karakter tidak terpakai

4.3.6 Menghapus Non-Ascii

Sebagian orang suka mengekspresikan perasaannya melalui emoji. Tetapi emoji pada kasus ini tidak memiliki makna. Selain itu setiap emoji tidak ada nilai yang tetap karena mereka bukanlah bagian dari ascii, sehingga akan menyulitkan komputer untuk mempelajarinya karena terlalu banyak variasi emoji. Untuk itu, karakter non-ascii seperti emoji akan dihapus dari data. Selain itu tulisan yang bukan merupakan abjad romawi juga akan dihapus karena bukan merupakan bagian dari ascii. Untuk menghapus karakter non-ascii, digunakan kode program seperti pada Gambar 4.8.

```
def remove_non_ascii(str):
    str = unicodedata.normalize('NFKD', str).encode('ascii',
'ignore').decode('utf-8', 'ignore')
    return str
```

Gambar 4.8 Kode program untuk menghapus non-ascii

4.3.7 Stopword Removal

Stopword perlu dihilangkan data lebih terlihat jelas maknanya. Karena *stopword* tidak memiliki makna yang besar dalam menentukan sentimen dan aspek. Oleh karena itu perlu dihilangkan. Sebelum menjalankan kode program untuk *stopword removal* pada Gambar 4.9, perlu untuk memperbarui daftar *stopword* yang ada pada folder english pada NLTK.

```
def remove_stopword(str):
    stop_words = set(stopwords.words('english'))
    word_tokens = word_tokenize(str)
    filtered_sentence = [w for w in word_tokens if not w in stop_words]

    return ' '.join(filtered_sentence)
```

Gambar 4.9 Kode program *stopword removal*

4.4 Perancangan Arsitektur Model ABSA

Setelah data melalui tahap *preprocessing*, tandanya data telah siap untuk masuk ke tahap perancangan arsitektur model ABSA. Tetapi sebelum melalui proses pelatihan model dan identifikasi sentimen maupun aspek, data perlu melalui tahapan lainnya dahulu untuk dipersiapkan masuk ke proses ABSA.

4.4.1 Random oversampling

Ulasan yang ada pada situs Tripadvisor memiliki ulasan positif yang lebih banyak dari ulasan negatif. Hal ini merupakan sesuatu yang tidak bisa kita kendalikan karena kenyataannya memang lebih banyak ulasan positif dibandingkan ulasan negatif. Hal seperti ini kemudian dapat mengarah pada ketidakseimbangan data. Ketidakseimbangan yang terjadi pada data dapat mengakibatkan berbagai macam dampak yang membuat hasil menjadi tidak sempurna. Untuk mengatasi ini, dilakukan teknik *random oversampling*. Teknik ini menambah data dengan melakukan duplikat pada data yang berada pada kelas yang minoritas. Pemilihan data pada kelas minoritas ini dipilih secara acak. *Random oversampling* digunakan tidak hanya untuk data aspek saja tetapi juga dilakukan untuk sentimen. Gambar

4.10 menunjukkan kode program untuk *oversampling* data aspek dan Gambar 4.11 menunjukkan kode program untuk *oversampling* data sentimen.

```
count_class_0_aspect, count_class_1_aspect, count_class_2_aspect =
df_train_aspect.aspek.value_counts()

df_class_0_aspect = df_train_aspect[df_train_aspect['aspek'] == "toilet"]
df_class_1_aspect = df_train_aspect[df_train_aspect['aspek'] == "halal
food"]
df_class_2_aspect = df_train_aspect[df_train_aspect['aspek'] == "mosque"]

df_class_1_over_aspect = df_class_1_aspect.sample(count_class_0_aspect,
replace=True)
df_class_2_over_aspect = df_class_2_aspect.sample(count_class_0_aspect,
replace=True)
df_test_over_aspect = pd.concat([df_class_0_aspect, df_class_1_over_aspect,
df_class_2_over_aspect], axis=0)
```

Gambar 4.10 Kode program *random oversampling* untuk data aspek

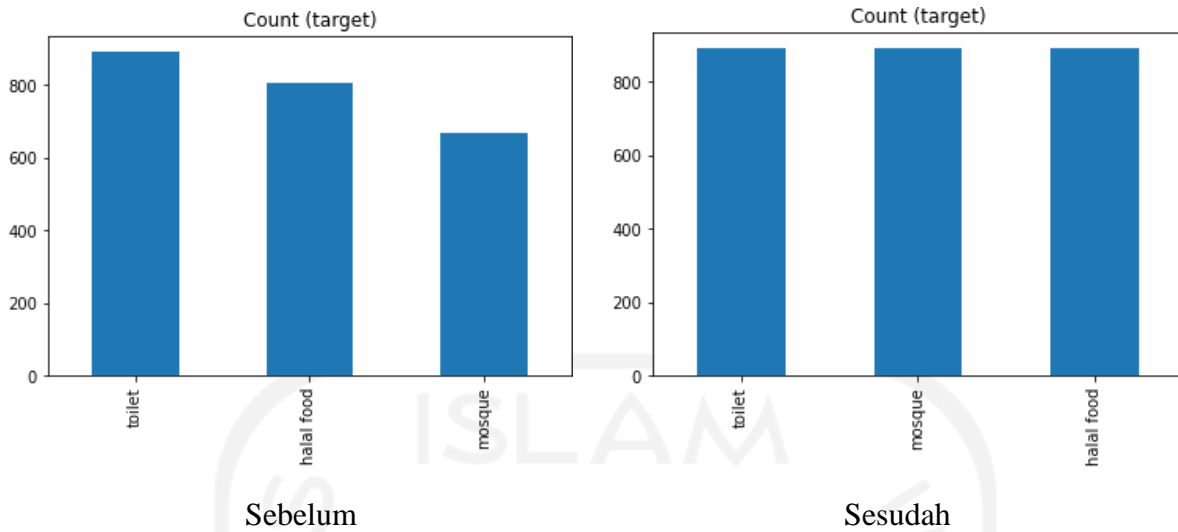
```
count_class_0_sent, count_class_1_sent = df_train.sentimen.value_counts()

df_class_0_sent = df_train[df_train['sentimen'] == "positive"]
df_class_1_sent = df_train[df_train['sentimen'] == "negative"]

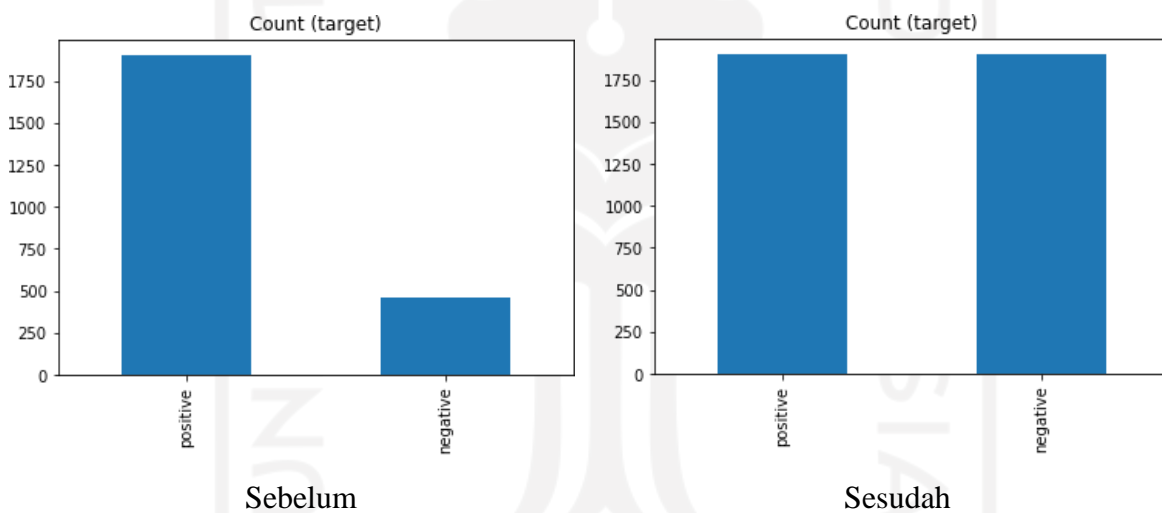
df_class_1_over_sent = df_class_1_sent.sample(count_class_0_sent,
replace=True)
df_test_over_sent = pd.concat([df_class_0_sent, df_class_1_over_sent],
axis=0)
```

Gambar 4.11 Kode program *random oversampling* untuk data sentimen

Setelah kode dijalankan, kita dapat melihat perbandingan sebelum dilakukan *oversampling* dan sesudah pada grafik yang terlihat pada Gambar 4.12 dan 4.13. Pada awalnya, kelas *toilet* memiliki 891 data, kelas *halal food* memiliki 807 data, dan kelas *mosque* memiliki 669 data. Lalu setelah dilakukan *oversampling*, kini setiap kelas memiliki 891 data. Apabila kita menjumlahkan ketiga kelas tersebut, maka saat ini kita memiliki 2673 data aspek. Sementara untuk data sentimen, kelas *positive* pada awalnya memiliki 1904 data sedangkan kelas *negative* memiliki 463 data. Setelah proses *random oversampling*, kini setiap kelas memiliki 1904 data. Sehingga total data sentimen yang kita miliki saat ini berjumlah 3808 data.



Gambar 4.12 Perbedaan data aspek sebelum dan sesudah *oversampling*



Gambar 4.13 Perbedaan data sentimen sebelum dan sesudah *oversampling*

4.4.2 Tokenization dan One-Hot Encoder

Tahapan berikutnya adalah *tokenization*. Tahap ini merupakan langkah untuk memecah teks menjadi token. Untuk memecah sebuah teks, akan dilakukan perubahan menjadi integer yang mana angka tersebut akan merujuk pada kamus token. Token dapat berupa paragraf, kalimat atau bahkan sebuah kata. Proses ini menggunakan bantuan dari *tokenizer* yang ada pada Keras yaitu *fit_on_text* dan *texts_to_sequences*. Metode *fit_on_text* akan membentuk indeks kosa kata yang bergantung pada frekuensi kemunculan dari kata tersebut. Setiap kata yang muncul akan mendapatkan nilai integer yang unik. Sedangkan metode *texts_to_sequences* akan mengubah kata menjadi urutan dari kata dengan integer. Setiap kata

akan diganti dengan nilai integer yang bersesuaian dengan kamus pada indeks kosa kata. Selain itu juga digunakan teknik *pad_sequence* untuk memastikan bahwa seluruh urutan yang ada pada daftar memiliki panjang yang sama. Dimulai dengan padding 0 dari urutannya dan akan terus bertambah sampai urutannya sama dengan urutan terpanjang. Urutan terpanjang itu kemudian akan menjadi *maxlen*. Setelah selesai pada *tokenization* maka akan masuk pada *one-hot encoding*. *One-hot encoding* itu sendiri merupakan representasi dari variabel sebagai vektor biner. Ini kemudian akan melibatkan variabel dengan vektor biner yang memiliki satu elemen dan membentuk 1 untuk menandakan level kelas dan 0 untuk elemen lain. Gambar 4.14 merupakan kode program *tokenization* dan gambar 4.15 menunjukkan kode program *one-hot encoding*.

```
tk_aspect = Tokenizer()

text_aspect = d_aspect['review'].values
maxlen_aspect = max([len(i.split()) for i in text_aspect])

tk_aspect.fit_on_texts(text_aspect)
x_aspect = tk_aspect.texts_to_sequences(x_aspect)
x_aspect = sequence.pad_sequences(x_aspect, maxlen_aspect)
vocab_aspect = max([len(tk_aspect.word_index)]) + 1
```

Gambar 4.14 Kode program *tokenization*

```
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder, OneHotEncoder
labelencoder_Y_aspect = LabelEncoder()
y_aspect = labelencoder_Y_aspect.fit_transform(y_aspect)
print(np.unique(y_aspect, return_counts=True))

from tensorflow.keras import utils as np_utils
y_aspect = np_utils.to_categorical(y_aspect, num_classes= 3)
```

Gambar 4.15 Kode program *one-hot encoding*

4.4.3 Pembagian data

Dataset kemudian akan dibagi menjadi data latih dan juga data tes. Data latih akan digunakan untuk pelatihan model sementara data tes nantinya akan digunakan untuk menguji model tersebut setelah selesai dilatih. Dalam membagi dataset ini, digunakan salah satu fungsi dari Scikit-learn *library* yaitu *train_test_split*. Pembagian ini akan menggunakan 0.33 dari dataset untuk data tes sementara sisanya akan masuk pada data latih. Data yang dibagi bersifat acak. Kode program untuk pembagian data ditunjukkan pada Gambar 4.16.

```

from sklearn.model_selection import train_test_split
x_train_aspect, x_test_aspect, y_train_aspect, y_test_aspect,
indices_train_aspect, indices_test_aspect = train_test_split(x_aspect,
y_aspect, d_aspect.index, test_size=0.33, random_state=42)

print(x_train_aspect.shape)
print(y_train_aspect.shape)
print(x_test_aspect.shape)
print(y_test_aspect.shape)
print(y_aspect)

```

Gambar 4.16 Kode program untuk membagi data latihan dan data tes

4.4.4 Pembentukan model

Agar dapat melakukan klasifikasi, kita perlu membangun modelnya terlebih dahulu. Model dibangun dengan menggunakan Keras. Seluruh model yang dibangun menggunakan *sequential* karena tipe model ini seluruh layernya berurutan. Tipe model *sequential* juga membutuhkan satu masukan dan akan menghasilkan satu keluaran. Kita dapat memulai menambahkan layer dengan fungsi *add*.

CNN dan CNN-BiLSTM merupakan model yang dipilih untuk diaplikasikan pada penelitian ini. Untuk model CNN pertama akan diawali dengan *embedding layer*. Setelah itu akan dilanjutkan pada *convolutional layer*. Lalu kemudian ada *pooling layer*. Di akhir ditambahkan *fully connected layer*. Sementara untuk model CNN-BiLSTM juga memiliki rancangan model yang hampir serupa dengan model CNN. Hanya saja sebelum *fully connected layer* ditambahkan *bidirectional LSTM layer*. Klasifikasi aspek dan klasifikasi sentimen memiliki model yang sama. Akan tetapi untuk klasifikasi aspek *dense* yang digunakan yaitu 3 karena pada aspek terdapat 3 kelas (*mosque, halal food, toilet*) sementara untuk klasifikasi sentimen hanya menggunakan 2 karena terdapat 2 kelas (*negative, positive*). Aktivasi yang digunakan pun juga berbeda. Untuk klasifikasi aspek menggunakan aktivasi 'softmax' karena terdapat lebih dari dua kelas. Sedangkan untuk klasifikasi sentimen menggunakan aktivasi 'sigmoid' karena aktivasi ini hanya memberikan 2 jawaban yaitu 0 dan 1.

Terakhir untuk melakukan *compile* pada model, klasifikasi aspek menggunakan *categorical_crossentropy* karena untuk menghitung performa dengan kemungkinan jawaban yang sangat banyak. Sementara klasifikasi sentimen menggunakan *binary_crossentropy* karena hanya mempunyai dua kemungkinan jawaban. Kedua klasifikasi menggunakan adam sebagai *optimizer* karena adam merupakan *optimizer* yang paling sering digunakan dan performanya pun cenderung baik. Gambar 4.17 dan 4.18 menunjukkan kode program untuk

klasifikasi aspek menggunakan model CNN dan CNN-BiLSTM. Gambar 4.19 dan 4.20 menampilkan kode program klasifikasi sentimen dengan model CNN dan CNN-BiLSTM.

```
model_aspect = Sequential()
model_aspect.add(Embedding(vocab_aspect,
                           embedding_dims,
                           input_length=maxlen_aspect))
model_aspect.add(Dropout(dropout))

model_aspect.add(Conv1D(filters,
                        kernel_size,
                        padding='valid',
                        activation='relu',
                        strides=1))

model_aspect.add(GlobalMaxPooling1D())
model_aspect.add(Dense(hidden_dims))
model_aspect.add(Dropout(dropout))
model_aspect.add(Activation('relu'))

model_aspect.add(Dense(3))
model_aspect.add(Activation('softmax'))

model_aspect.compile(loss='categorical_crossentropy',
                    optimizer='adam',
                    metrics=['accuracy'])
```

Gambar 4.17 Kode program pembentukan model CNN untuk aspek

```

model_aspect = Sequential()
model_aspect.add(Embedding(vocab_aspect,
                           embedding_dims,
                           input_length=maxlen_aspect))
model_aspect.add(Dropout(dropout))

model_aspect.add(Conv1D(filters,
                       kernel_size,
                       padding='valid',
                       activation='relu',
                       strides=1))

model_aspect.add(MaxPooling1D())
model_aspect.add(Dense(hidden_dims))
model_aspect.add(Dropout(dropout))
model_aspect.add(Activation('relu'))

model_aspect.add(Bidirectional(LSTM(lstm_unit)))

model_aspect.add(Dense(3))
model_aspect.add(Activation('softmax'))

model_aspect.compile(loss='categorical_crossentropy',
                    optimizer='adam',
                    metrics=['accuracy'])

```

Gambar 4.18 Kode program pembentukan model CNN-BiLSTM untuk aspek

```

model_sent = Sequential()

model_sent.add(Embedding(vocab_sent,
                        embedding_dims,
                        input_length=maxlen_sent))
model_sent.add(Dropout(dropout))
model_sent.add(Conv1D(filters,
                    kernel_size,
                    padding='valid',
                    activation='relu',
                    strides=1))
model_sent.add(GlobalMaxPooling1D())

model_sent.add(Dense(hidden_dims))
model_sent.add(Dropout(dropout))
model_sent.add(Activation('relu'))

model_sent.add(Dense(2))
model_sent.add(Activation('sigmoid'))

model_sent.compile(loss='binary_crossentropy',
                  optimizer='adam',
                  metrics=['accuracy'])

```

Gambar 4.19 Kode program pembentukan model CNN untuk sentimen

```

model_sent = Sequential()
model_sent.add(Embedding(vocab_sent,
                        embedding_dims,
                        input_length=maxlen_sent))
model_sent.add(Dropout(dropout))

model_sent.add(Conv1D(filters,
                    kernel_size,
                    padding='valid',
                    activation='relu',
                    strides=1))

model_sent.add(MaxPooling1D())
model_sent.add(Dense(hidden_dims))
model_sent.add(Dropout(dropout))
model_sent.add(Activation('relu'))

model_sent.add(Bidirectional(LSTM(lstm_unit)))

model_sent.add(Dense(2))
model_sent.add(Activation('sigmoid'))

model_sent.compile(loss='binary_crossentropy',
                  optimizer='adam',
                  metrics=['accuracy'])

```

Gambar 4.20 Kode program pembentukan model CNN-BiLSTM untuk sentimen

4.4.5 Pelatihan model

Proses pelatihan model menggunakan fungsi dari Scikit-learn *library* yaitu *fit*. *Train data* digunakan pada proses ini. Epoch kemudian akan menentukan berapa kali algoritma model akan memproses seluruh data latih. Semakin banyak epoch yang digunakan maka model akan semakin banyak mempelajari data latih. *Validation split* adalah membagi dataset kedalam *valid data*. Nilai *validation split* ini menunjukkan berapa banyak data yang ingin dijadikan sebagai *valid data*. Melalui *early stopping*, model akan terus dilatih hingga tidak ada peningkatan yang signifikan. Apabila selama 10 epoch akurasi tidak bertambah lebih dari 0.0001 maka pelatihan akan diberhentikan walaupun belum semua epoch yang berjalan. Dengan membandingkan kepada *valid data*, tentu akan muncul *valid loss* dan *valid accuracy*. Apabila *val loss* meningkat dan *val acc* menurun maka kita bisa menyimpulkan model tidak mempelajari apapun pada masa itu. Sedangkan apabila *val loss* menurun dan *val acc* meningkat maka hal ini menandakan model berjalan dengan sempurna. Dan jika *val loss* dan *val acc* meningkat bersamaan maka ini menandakan terjadinya *overfitting*. *Overfitting* adalah kasus dimana pada saat dilakukan pelatihan dia memiliki akurasi yang bagus, sementara pada saat di tes akurasinya berubah menurun sangat drastis. Gambar 4.21 merupakan kode program dalam melatih model.

```

history_aspect = model_aspect.fit(x_train_aspect, y_train_aspect,
    batch_size=64,
    epochs=10,
    validation_split = 0.33,
    callbacks=[EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=10,
min_delta=0.0001)])

```

Gambar 4.21 Kode program untuk melatih model

4.5 Pengujian dan Evaluasi

Agar dapat menemukan hasil yang memuaskan, kita perlu mencoba dengan beberapa parameter dan kemudian membandingkan hasilnya satu sama lain. Untuk itu pada pengerjaan tugas akhir ini telah disiapkan beberapa model seperti yang sudah dijelaskan di tabel 3.11. Setiap model pada tabel 3.11 akan dicoba menggunakan arsitektur CNN dan CNN-BiLSTM. Untuk itu akan dijadikan menjadi dua skenario. Skenario I adalah kumpulan model dengan basis arsitektur CNN. Skenario II adalah kumpulan model dengan basis arsitektur CNN-BiLSTM. Berikut ini akan dijelaskan setiap skenarionya dan apa yang dihasilkan:

4.5.1 Skenario I

Model pada skenario ini ditujukan untuk klasifikasi aspek dan klasifikasi sentimen dengan menggunakan metode CNN. Tabel 4.3 berisi mengenai model apa saja yang ada pada skenario I.

Tabel 4.3 Skenario I dengan metode CNN

Model	Filter	Kernel	Hidden dims	Dropout
Model 1	300	10	128	0.5
Model 2	200	10	128	0.5
Model 3	200	8	128	0.25

Aspek

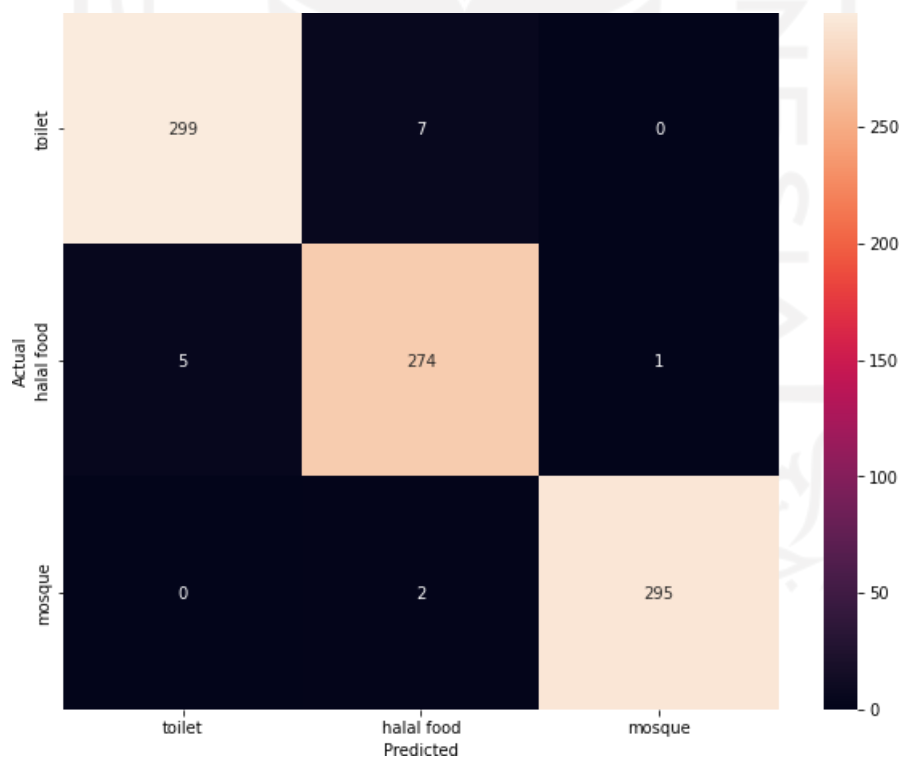
Hasil analisis aspek dengan skenario I ditunjukkan pada Tabel 4.4. Akurasi yang didapatkan pada model 1, model 2, dan model 3 secara berurutan yaitu 98.30%, 96.83%, 98.07%. Pada hasil ini, model 1 menunjukkan akurasi tertinggi jika dibandingkan dengan metode yang lainnya. Model 1 ini terdiri dari *filter* sejumlah 300, *kernel* sejumlah 10, *hidden_dims* sejumlah 128, dan menggunakan *dropout* 0.5. Model 1 memiliki parameter yang tidak terlalu berbeda dengan model 2 karena menggunakan jumlah *kernel*, *hidden dims*, dan

dropout yang sama. Perbedaannya hanyalah jumlah filter pada model 2 yaitu 200. Tetapi dengan perbedaan ini hasil akurasi dari kedua model memiliki selisih 0.02. Model 1 dan model 3 memiliki hasil akurasi yang tidak jauh berbeda yaitu 0.003.

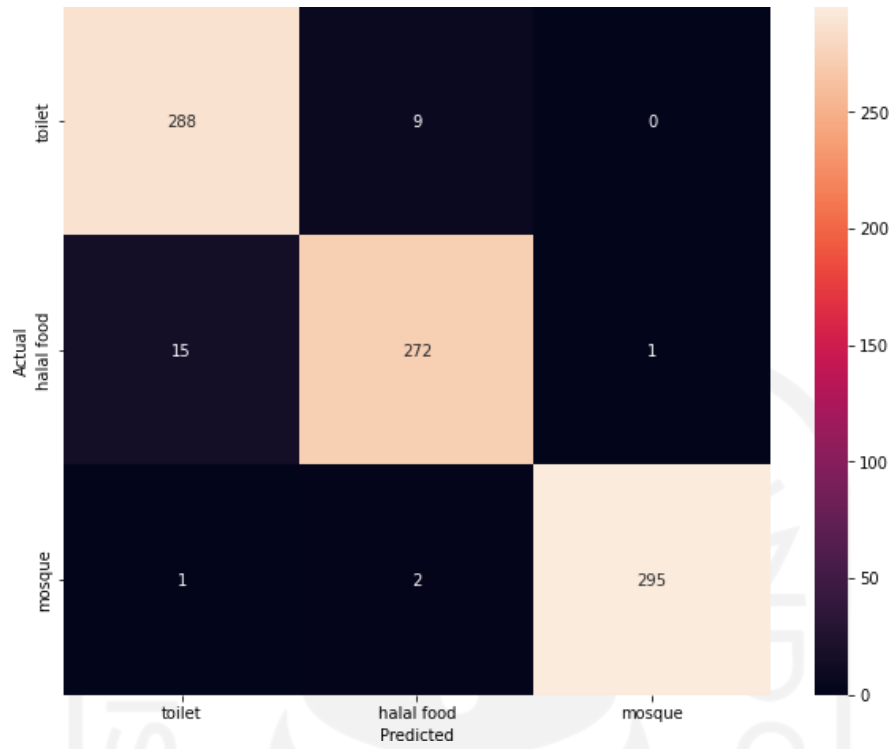
Tabel 4.4 Hasil evaluasi aspek dengan skenario I

Model	Epoch	Akurasi	F1-Score	Recall	Precision
Model 1	8	0.9830	0.9829	0.9830	0.9828
Model 2	10	0.9683	0.9681	0.9680	0.9684
Model 3	8	0.9807	0.9806	0.9806	0.9808

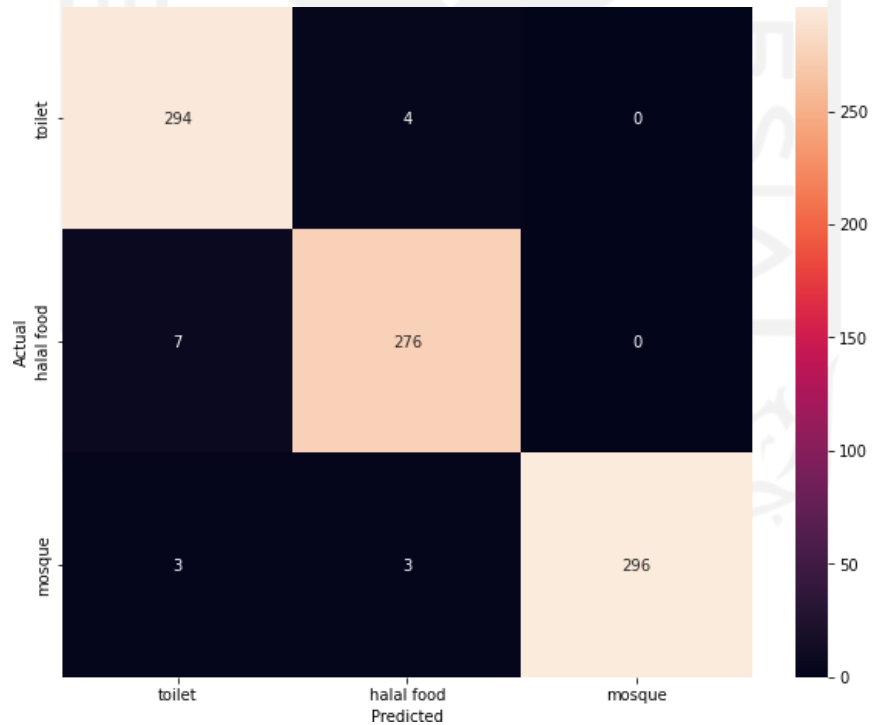
Setelah diujikan pada data tes, model 1 memiliki loss sebesar 0.070. Sementara model 2 dan model 3 masing-masing memiliki loss sebesar 0.111 dan 0.073. Selain itu evaluasi juga dilakukan dengan *confusion matrix*. Gambar 4.22, 4.23, dan 4.24 menunjukkan hasil dari *confusion matrix* pada model 1, model 2, dan juga model 3.



Gambar 4.22 *Confusion matrix* pada klasifikasi aspek model 1

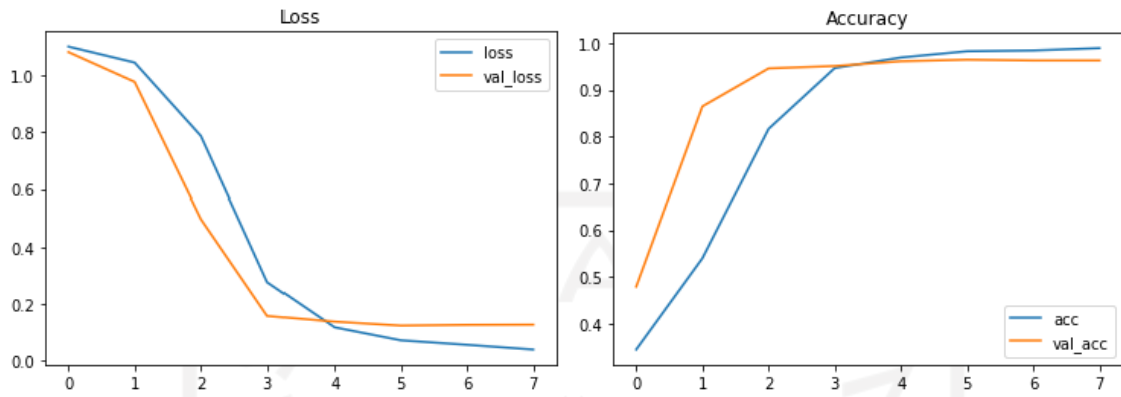


Gambar 4.23 *Confusion matrix* pada klasifikasi aspek model 2

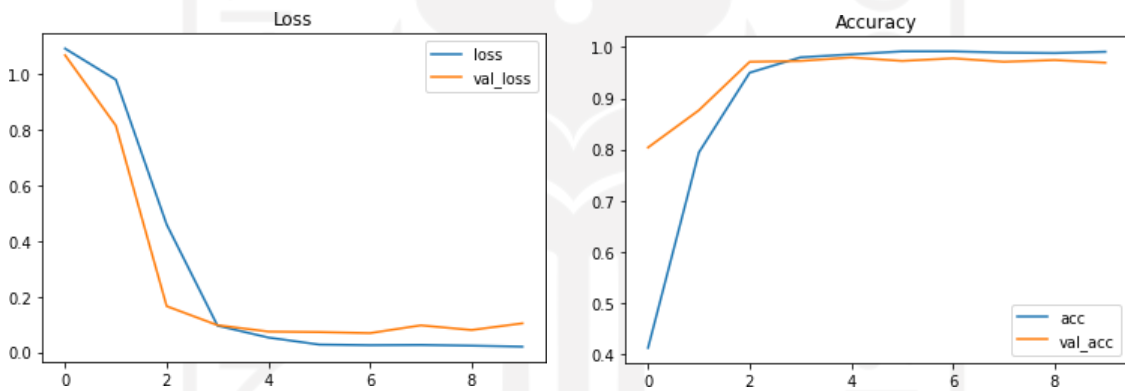


Gambar 4.24 *Confusion matrix* pada klasifikasi aspek model 3

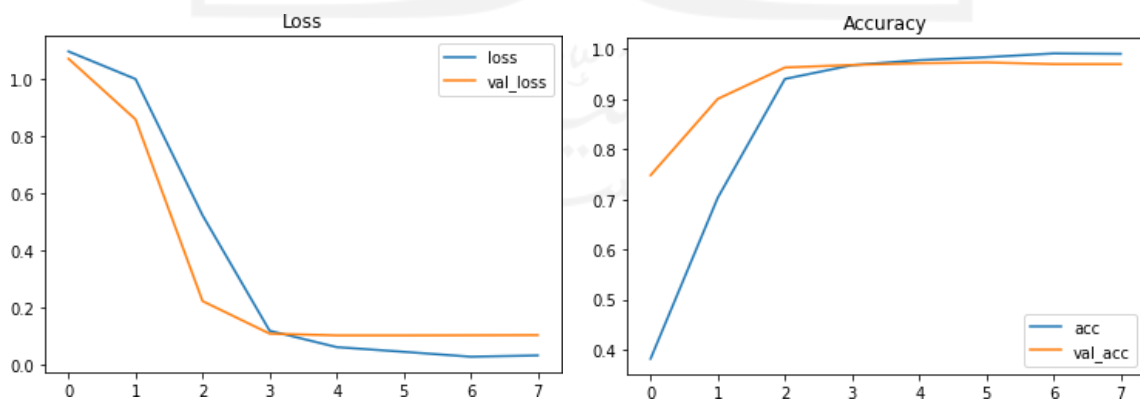
Untuk memantau model selama proses pelatihan, maka dapat memantau grafik akurasi dan *loss*. Grafik ini dapat dilihat pada gambar 4.25, 4.26, dan 4.27.



Gambar 4.25 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi aspek model 1



Gambar 4.26 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi aspek model 2



Gambar 4.27 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi aspek model 3

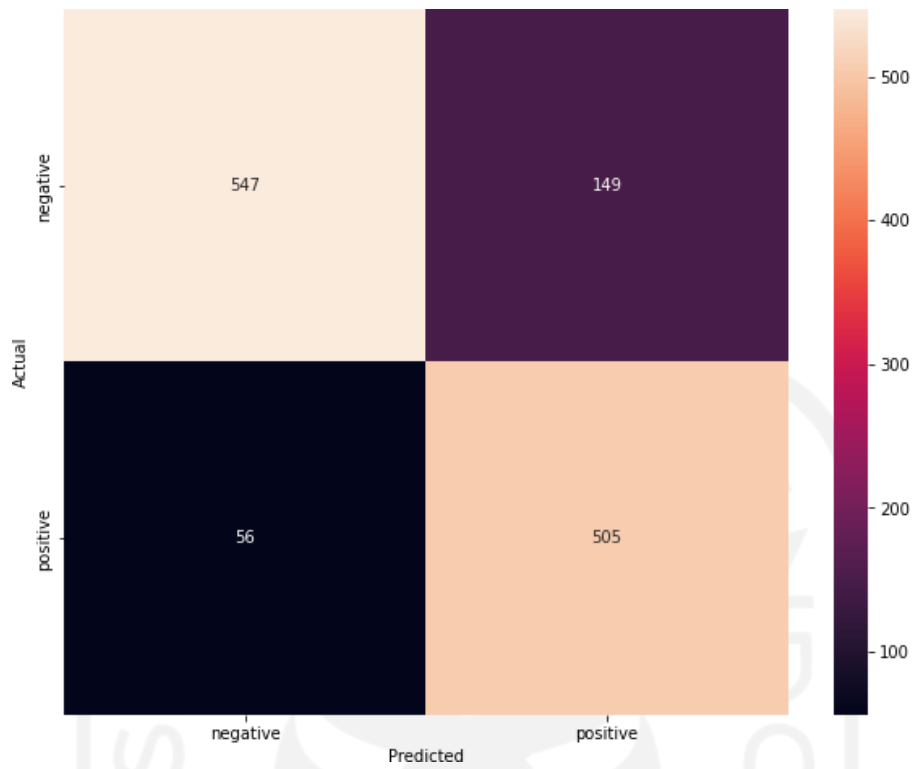
Sentimen

Tabel 4.5 menunjukkan hasil evaluasi sentimen menggunakan skenario I. Hasil akurasi tertinggi didapatkan oleh model 1 dengan epoch 7 yang menghasilkan akurasi 83.69%, *F1 score* sebesar 83.67%, *recall* sebesar 84.30%, dan *precision* sebesar 83.96%. Model 1 memiliki filter sebanyak 300, kernel sebanyak 10, *hidden dims* sebanyak 128, dan *dropout* sebanyak 0.5. Pada skenario ini hasil akurasi antara model 1, model 2, dan juga model 3 tidak terlalu jauh dari satu sama lain.

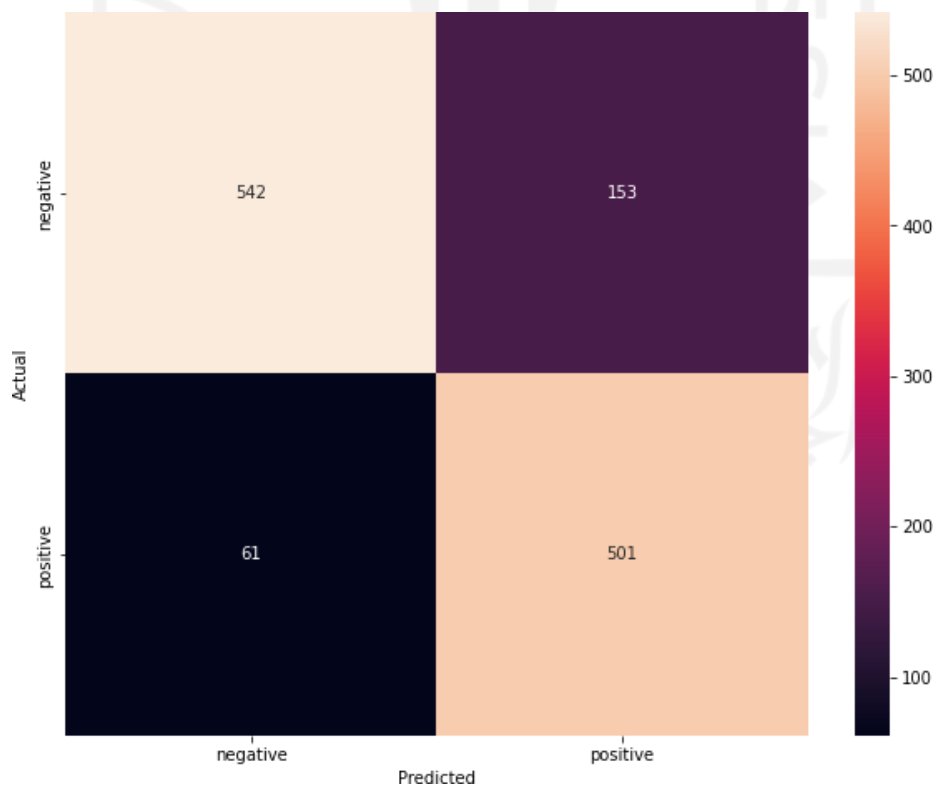
Tabel 4.5 Hasil evaluasi sentimen dengan skenario I

Model	Epoch	Akurasi	F1-Score	Recall	Precision
Model 1	7	0.8369	0.8367	0.8430	0.8396
Model 2	9	0.8297	0.8296	0.8356	0.8324
Model 3	6	0.8210	0.8210	0.8227	0.8225

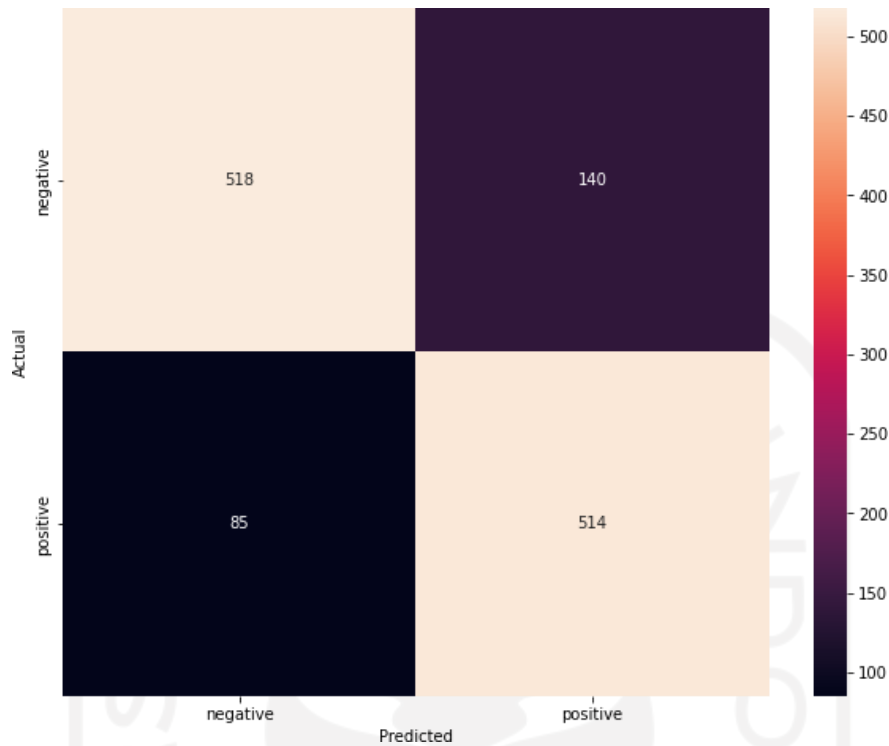
Setelah model diuji dengan data tes, terlihat *loss* dari setiap model. Model 1 mempunyai *loss* sebesar 0.422. Model 2 memiliki *loss* sebesar 0.492. Lalu model 3 memiliki *loss* sebesar 0.516. Dari ketiga model ini model 3 memiliki *loss* terbanyak dan model 1 memiliki *loss* yang paling sedikit. Gambar 4.28, 4.29, dan 4.30 menunjukkan hasil dari *confusion matrix* pada model 1, model 2, dan model 3.



Gambar 4.28 *Confusion matrix* pada klasifikasi sentimen model 1

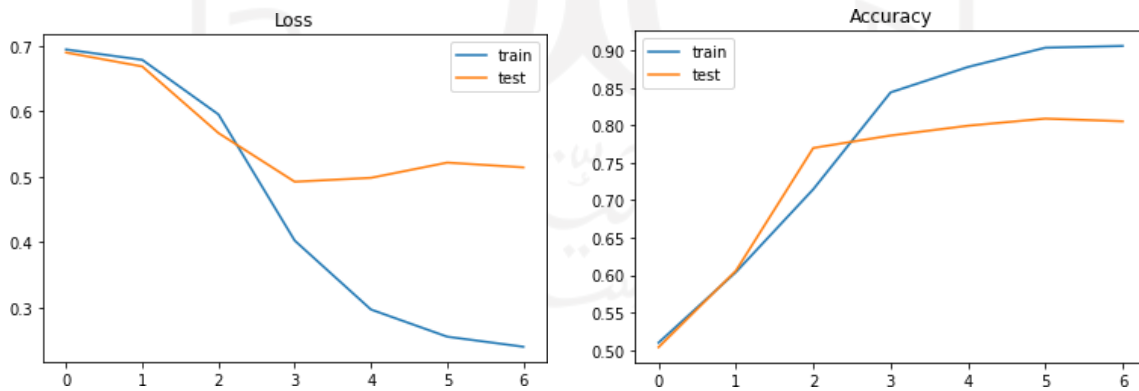


Gambar 4.29 *Confusion matrix* pada klasifikasi sentimen model 2

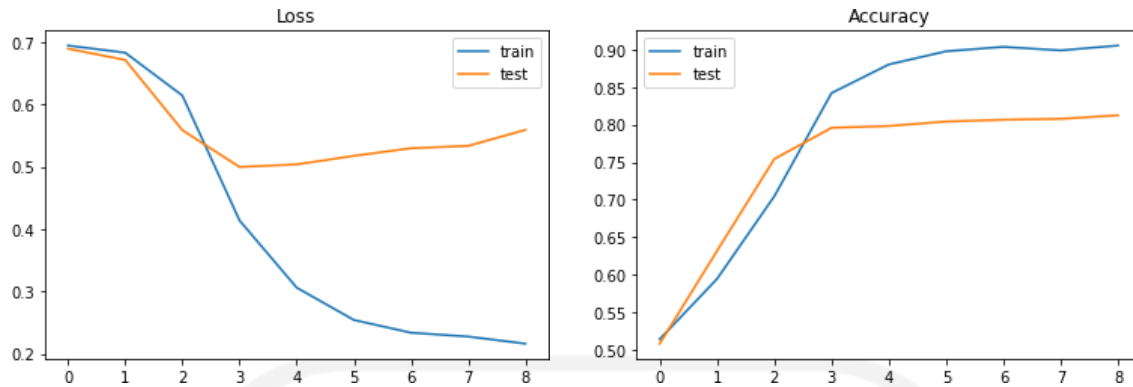


Gambar 4.30 *Confusion matrix* pada klasifikasi sentimen model 3

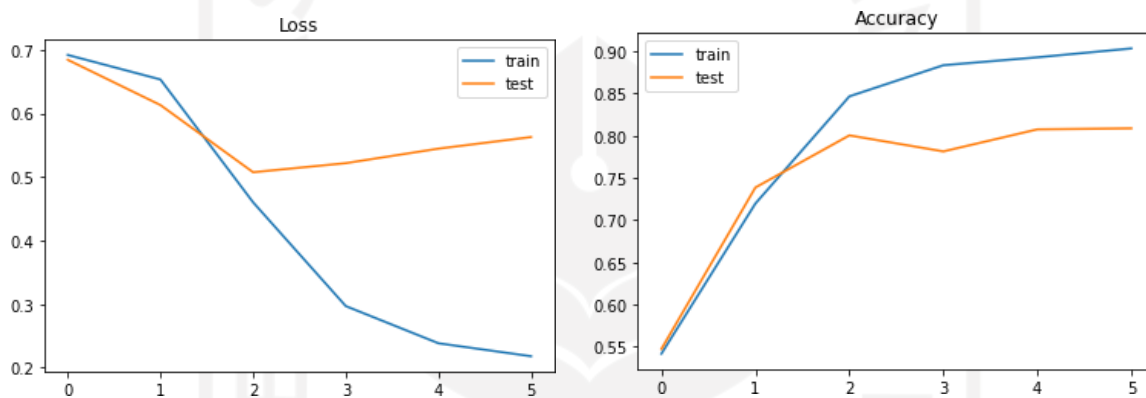
Agar dapat melihat performa model selama proses pelatihan, maka dapat memantau grafik akurasi dan *loss*. Grafik ini dapat dilihat pada Gambar 4.31, 4.32, dan 4.33.



Gambar 4.31 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi sentimen model 1



Gambar 4.32 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi sentimen model 2



Gambar 4.33 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi sentimen model 3

4.5.2 Skenario II

Pada skenario II ini model untuk klasifikasi aspek dan sentimen menggunakan metode CNN-BiLSTM. Model pada skenario ini ditujukan untuk klasifikasi aspek dan klasifikasi sentimen dengan menggunakan metode CNN-BiLSTM. Detail model yang dilakukan eksperimen pada skenario II dapat terlihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Skenario I dengan metode CNN-BiLSTM

Model	Filter	Kernel	Hidden dims	Dropout	LSTM unit
Model 4	300	10	128	0.5	64
Model 5	200	10	128	0.25	64
Model 6	200	9	128	0.25	64

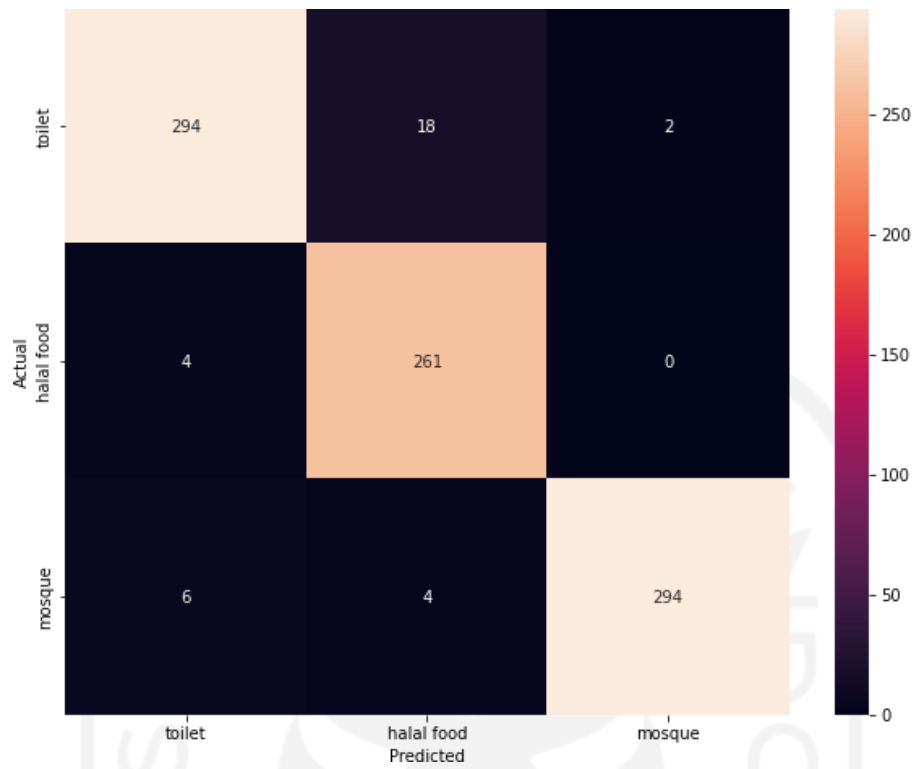
Aspek

Hasil analisis aspek dengan skenario II terlihat pada Tabel 4.7. Model 4 terlihat memimpin dengan akurasi tertinggi yaitu sebesar 96.15% serta *precision* sebesar 96.09%. Kemudian disusul dengan model 5 yang mendapatkan akurasi sebesar 95.36%. Dan yang terakhir ada model 6 yaitu dengan akurasi sebesar 94.79%. Model 4 memiliki *filter*, *kernel*, *hidden dims* sebanyak 300, 10, dan 128. Penggunaan *dropout* dipilih 0.5. Akurasi dari model 4 dan model 5 memiliki jarak 0.01. Model mereka tidak memiliki banyak perbedaan, hanya saja *filter* pada model 2 sebanyak 200 dan menggunakan *dropout* 0.25. Sementara model 5 dan 6 yang hanya berbeda pada jumlah *kernel*nya juga memiliki perbedaan 0.01 pada akurasinya.

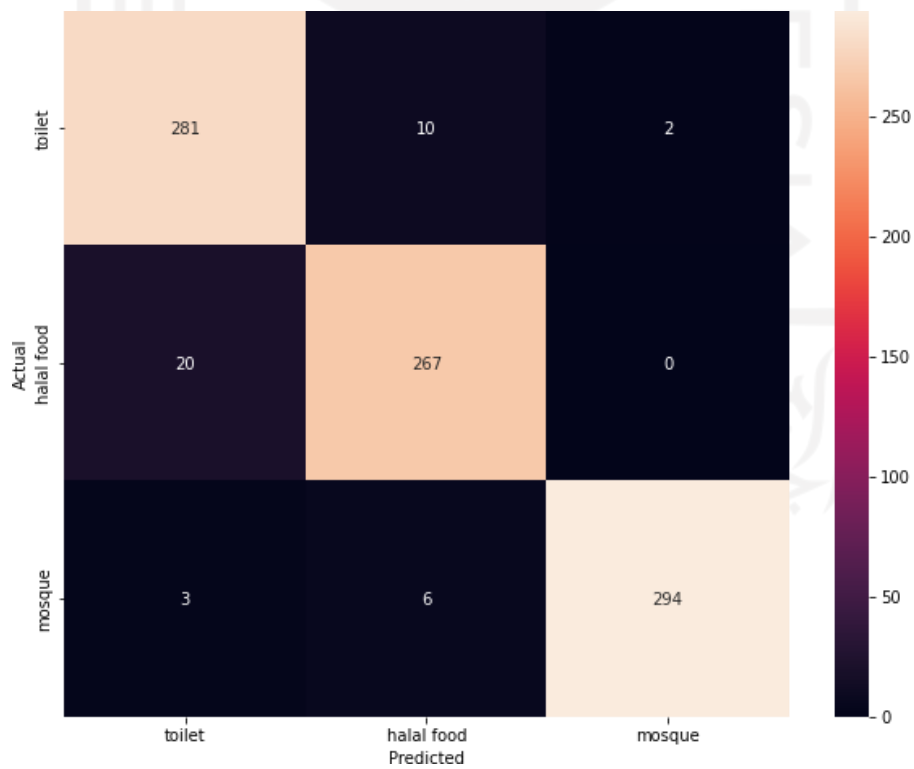
Tabel 4.7 Hasil evaluasi aspek dengan skenario II

Model	Epoch	Akurasi	F1-Score	Recall	Precision
Model 4	9	0.9615	0.9613	0.9628	0.9609
Model 5	8	0.9536	0.9533	0.9532	0.9537
Model 6	12	0.9479	0.9476	0.9503	0.9469

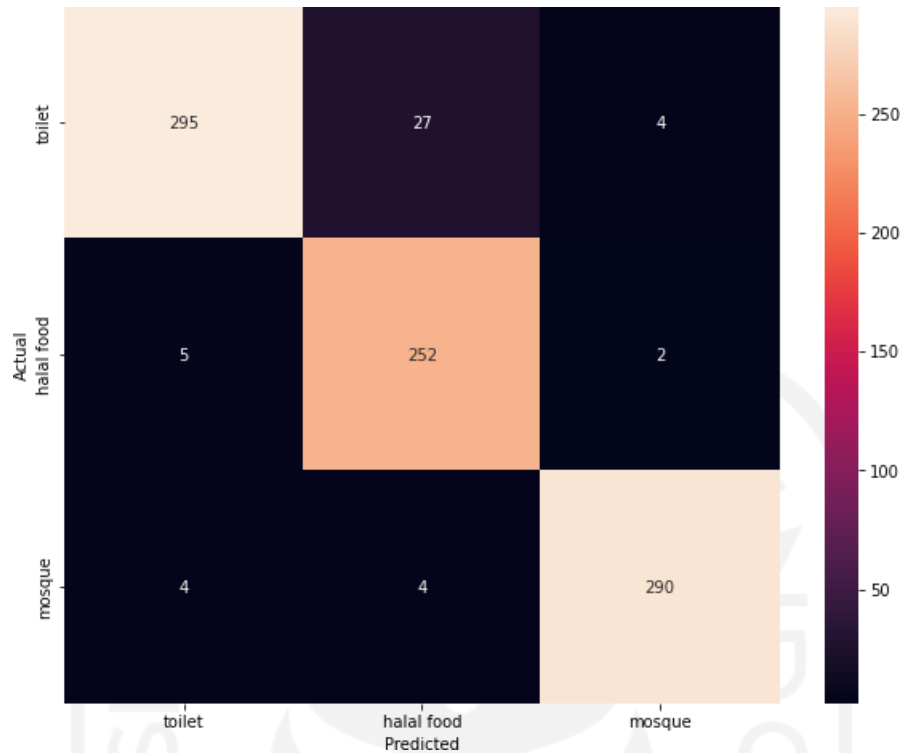
Karena model 4 merupakan model dengan akurasi tertinggi, maka model 4 juga yang mempunyai *loss* terkecil. *Loss* yang dimiliki oleh model 4 yaitu sebesar 0.169. Sementara model 5 memiliki *loss* 0.178. Dan yang terakhir model 6 dengan *loss* 0.196. Selain itu kita juga bisa menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui bagaimana performa model yang sesungguhnya. *Confusion matrix* ini dapat dilihat pada Gambar 4.34, 4.35, dan 4.36.



Gambar 4.34 *Confusion matrix* pada klasifikasi aspek model 4

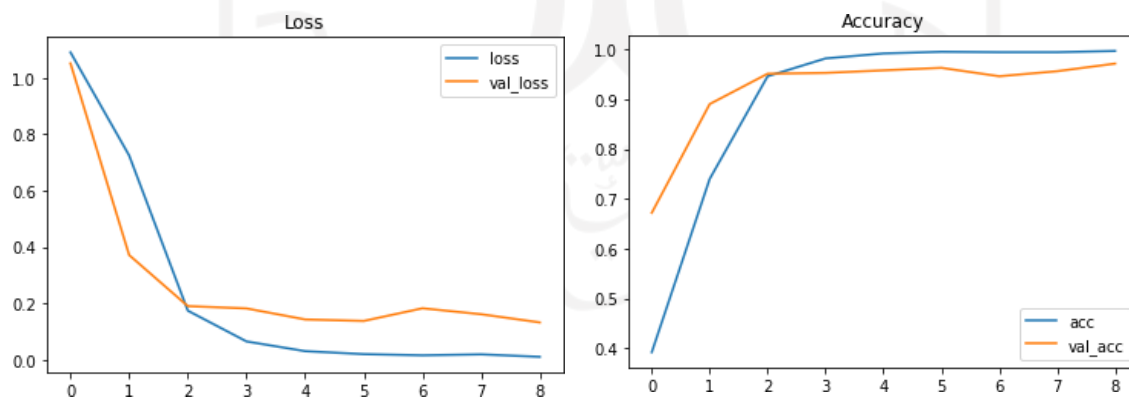


Gambar 4.35 *Confusion matrix* pada klasifikasi aspek model 5

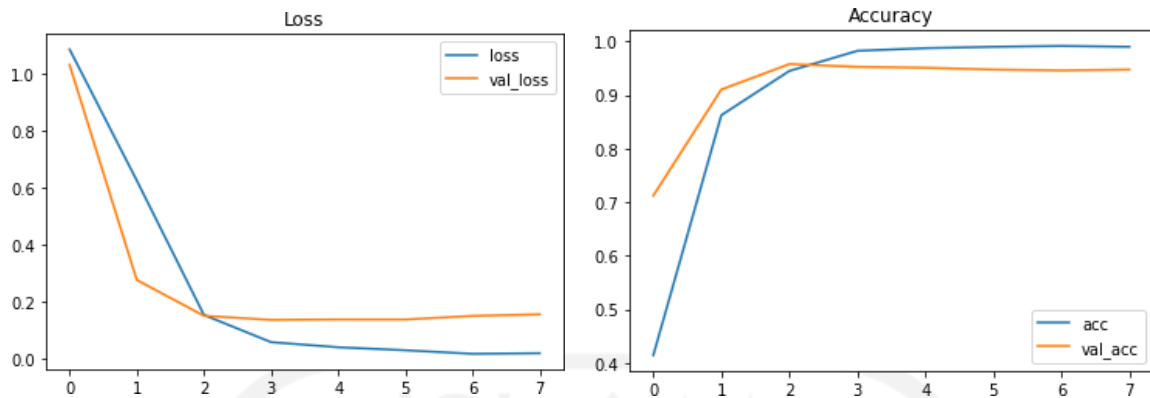


Gambar 4.36 *Confusion matrix* pada klasifikasi aspek model 6

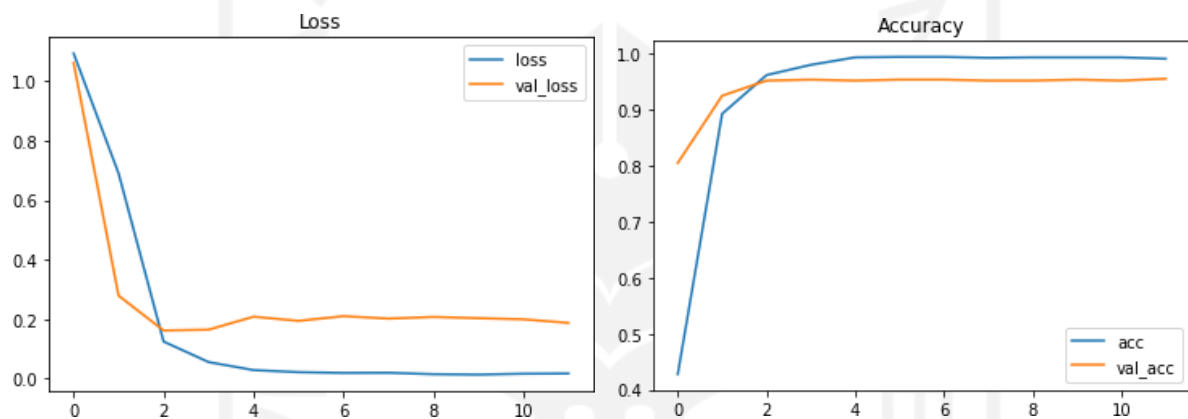
Grafik *loss* dan akurasi dari model 4 dapat dilihat pada gambar 4.37. Akurasi dan *loss* pada model 5 seperti yang ada pada gambar 4.38. Sementara grafik *loss* dan akurasi model 6 dilihat pada Gambar 4.39.



Gambar 4.37 Grafik *loss* dan akurasi untuk klasifikasi aspek model 4



Gambar 4.38 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi aspek model 5



Gambar 4.39 Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi aspek model 6

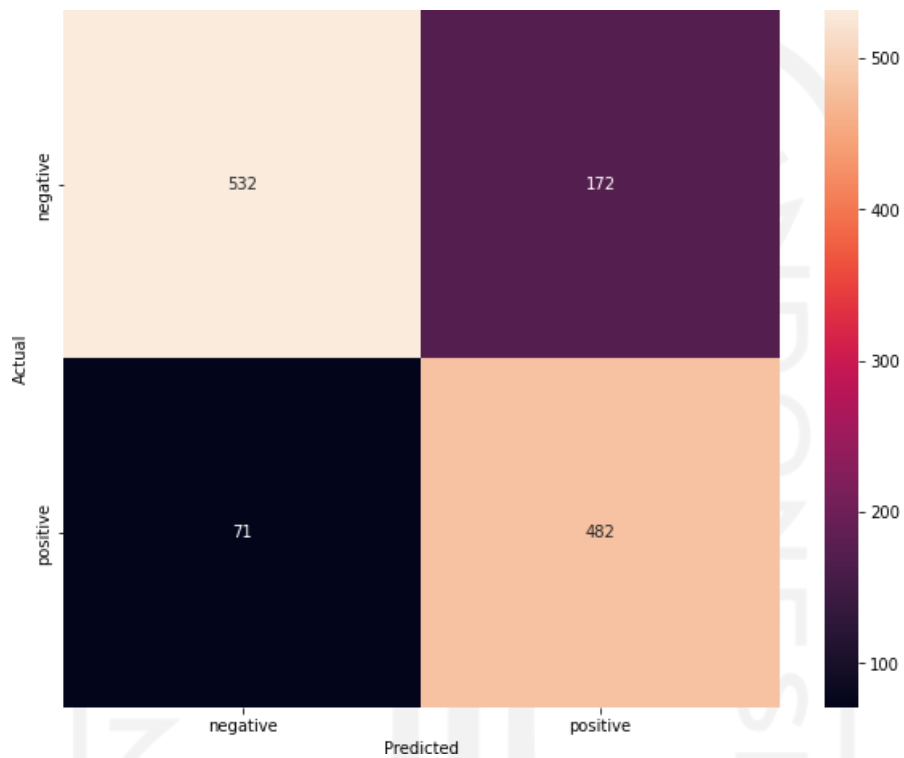
Sentimen

Setelah aspek kita beralih ke sentimen. Pada Tabel 4.8 terlihat bahwa model 5 memiliki akurasi tertinggi yaitu sebesar 81.38%. Sementara model 4 dan model 6 memiliki akurasi yang sama yaitu 80.67%. Model 5 memiliki *filter* sebanyak 200, *kernel* sebanyak 10, *hidden dims* sebanyak 128, dan *dropout* sebesar 0.25. Meskipun model 4 dan model 6 memiliki *filter*, *kernel*, dan *dropout* yang berbeda, namun bisa memberikan hasil akurasi yang sama.

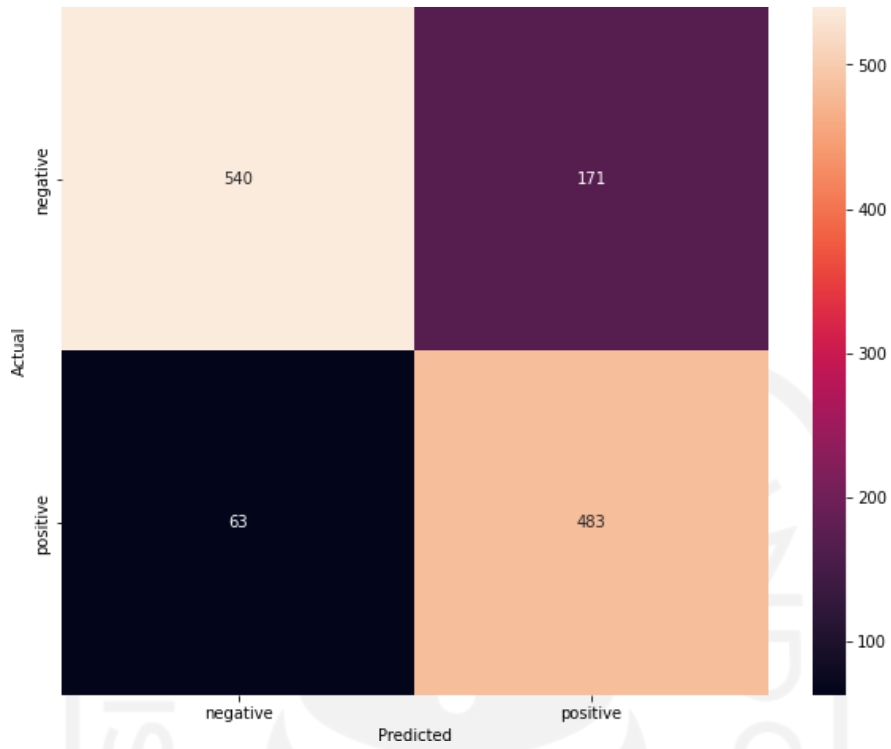
Tabel 4.8 Hasil evaluasi sentimen dengan skenario II

Model	Epoch	Akurasi	F1-Score	Recall	Precision
Model 4	6	0.8067	0.8064	0.8136	0.8096
Model 5	8	0.8138	0.8134	0.8220	0.8170
Model 6	8	0.8067	0.8066	0.8070	0.8075

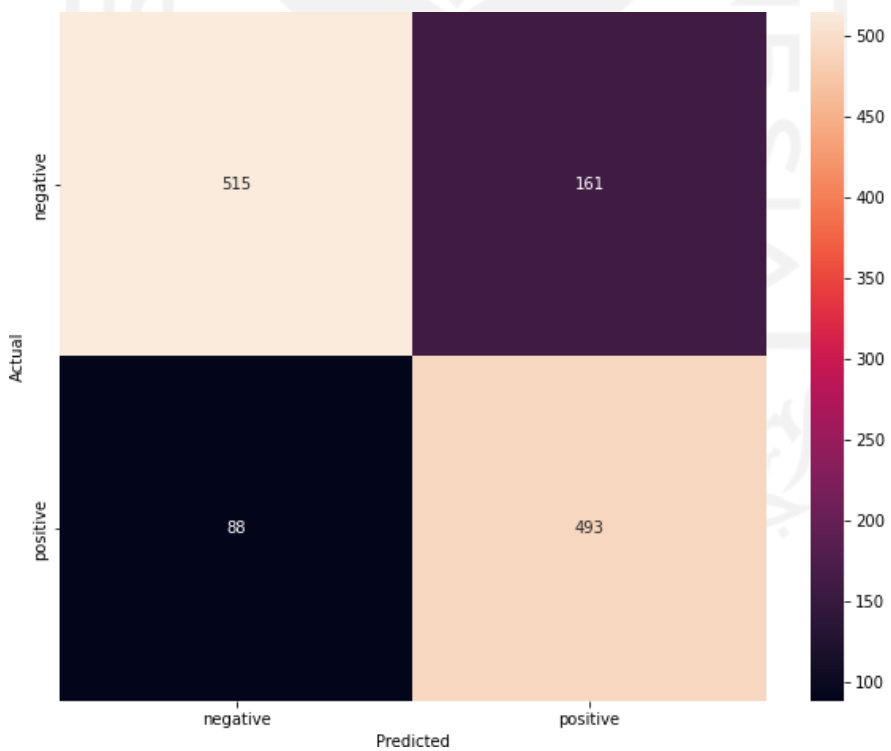
Loss untuk model 4 adalah 0.487. Sedangkan model 5 memiliki *loss* yang lebih besar daripada model 4 yaitu 0.577. Model 6 dengan *loss* sebesar 0.523 juga memiliki *loss* yang lebih besar daripada model 4. *Confusion matrix* untuk ketiga model dapat dilihat pada Gambar 4.40, 4.41, dan 4.42.



Gambar 4.40. *Confusion matrix* pada klasifikasi sentimen model 4

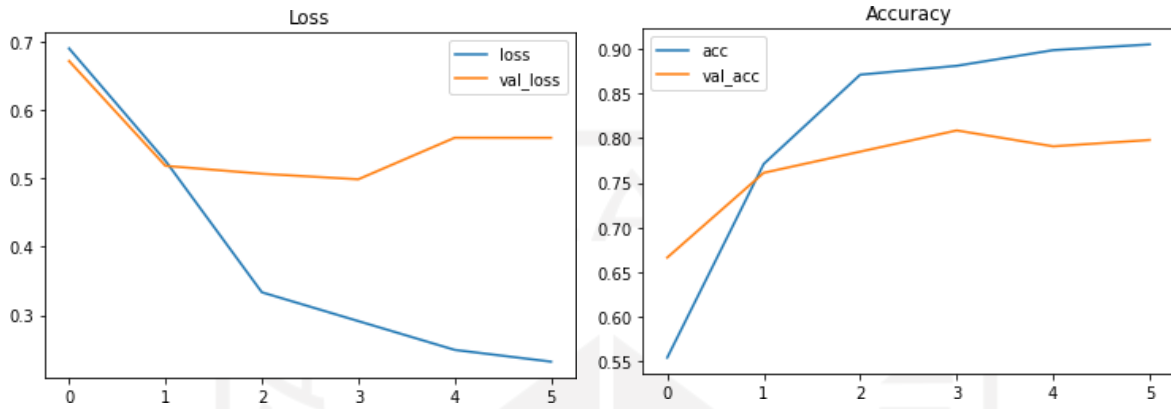


Gambar 4.41. *Confusion matrix* pada klasifikasi sentimen model 5

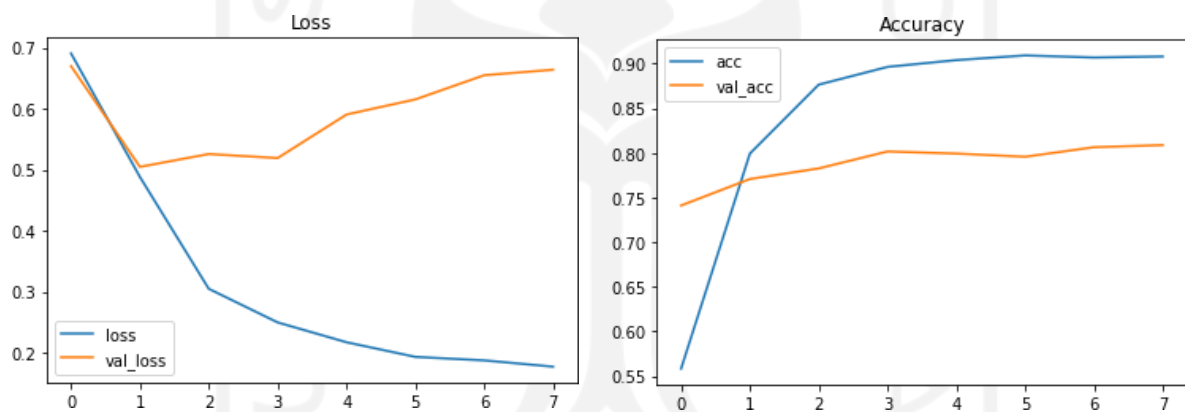


Gambar 4.42. *Confusion matrix* pada klasifikasi sentimen model 6

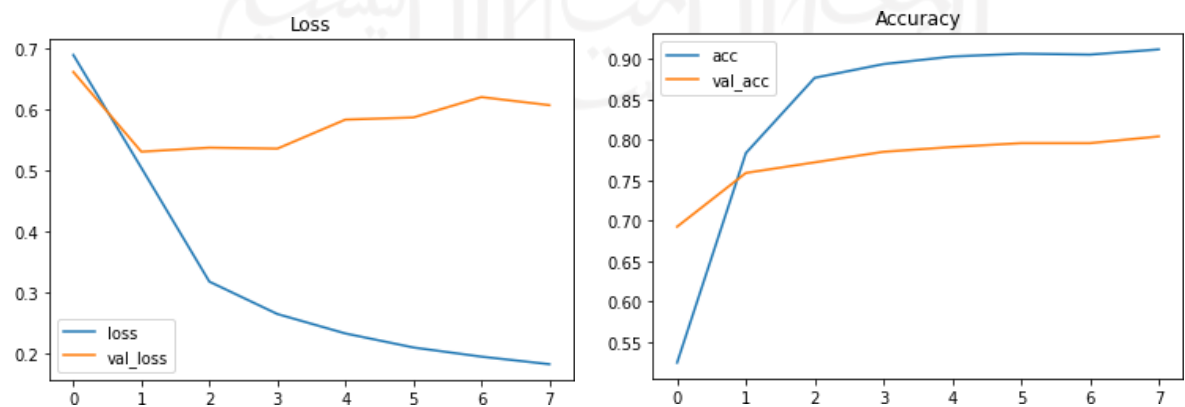
Gambar 4.43 menunjukkan grafik akurasi dan *loss* untuk model 4. Sedangkan Gambar 4.44 menunjukkan grafik akurasi dan *loss* untuk model 5. Untuk model 6, grafik akurasi dan *loss* terlihat seperti pada Gambar 4.45.



Gambar 4.43. Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi sentimen model 4



Gambar 4.44. Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi sentimen model 5



Gambar 4.45. Grafik loss dan akurasi untuk klasifikasi sentimen model 5

4.5.3 Pengujian Model

Tahapan terakhir adalah pengujian model. Pengujian dilakukan dengan mencoba beberapa masukan ke dalam model ABSA yang telah dipilih. Di tahap ini, model ABSA yang akan digunakan yaitu model yang memiliki akurasi tertinggi saat proses evaluasi. Pemilihan ini berdasarkan asumsi bahwa semakin tinggi akurasi maka kinerja model semakin bagus. Pada skenario I, model klasifikasi aspek dengan metode CNN yang menghasilkan akurasi tertinggi adalah model 1 dengan akurasi sebesar 98.30%. Untuk klasifikasi sentimen, pada skenario I hasil akurasi tertinggi didapat oleh model 1 dengan nilai akurasi 83.69%. Sementara klasifikasi aspek pada skenario II diraih oleh model 4 dengan akurasi 96.15%. Lalu untuk klasifikasi sentimen dengan CNN-BiLSTM pada skenario II memiliki akurasi tertinggi sebesar 81.38% yang dihasilkan oleh model 5. Dengan membandingkan kedua skenario, akurasi tertinggi secara keseluruhan, baik klasifikasi aspek ataupun sentimen berasal dari skenario I. Sehingga pada pengujian model ini akan digunakan model dari skenario I. Untuk menggunakan model tersebut, perlu dilakukan pembuatan fungsi klasifikasi pada model seperti yang terlihat pada gambar 4.46. Setelah fungsi model terbentuk, kita dapat memanfaatkannya untuk menguji model. Pengujian dilakukan dengan mencoba menebak aspek dan sentimen dari beberapa kalimat ulasan. Berikutnya akan dilakukan pengujian terhadap sekumpulan ulasan pada sebuah tempat wisata yang belum pernah digunakan sebelumnya.

```

def ABSA_aspect(list):
    rsl = []
    aspect = ['mosque','toilet','halal food']
    hasil_aspect = list;
    for val in hasil_aspect:
        sequence2 = tk_aspect.texts_to_sequences([val])
        test = sequence.pad_sequences(sequence2, maxlen=maxlen_aspect)
        #hsl =
labelencoder_Y_aspect.inverse_transform([model_aspect.predict(test)])
        hsl = aspect[np.around(model_aspect.predict(test),
decimals=0).argmax(axis=1)[0]]
        rsl.append(hsl)
    return rsl

def ABSA_sent(list):
    rsl = []
    aspect = ['negative','positive']
    hasil_aspect = list;
    for val in hasil_aspect:
        sequence2 = tk_sent.texts_to_sequences([val])
        test = sequence.pad_sequences(sequence2, maxlen=maxlen_sent)
        #hsl =
labelencoder_Y_aspect.inverse_transform([model_aspect.predict(test)])
        hsl = aspect[np.around(model_sent.predict(test),
decimals=0).argmax(axis=1)[0]]
        rsl.append(hsl)
    return rsl

```

Gambar 4.46 Kode program untuk membuat fungsi ABSA

Pengujian Model terhadap Beberapa Kalimat Ulasan

Pada pengujian pertama, model akan mencoba menebak aspek dan sentimen dari kalimat ulasan yang diberikan. Kode program yang digunakan untuk melakukan ABSA dapat terlihat pada Gambar 4.47 sedangkan hasilnya akan nampak seperti pada Gambar 4.48.

```

ABSA = ["there are so many halal food here", "the toilet is so dirty and
very uncomfortable"]

sn = ABSA_sent(ABSA)
ap = ABSA_aspect(ABSA)
for val, sen, asp in zip(ABSA, sn, ap):
    print(val)
    print("Aspect: " + asp)
    print("Sentiment : " + sen)
    print()

```

Gambar 4.47 Kode program ABSA

there are so many halal food here

Aspect: mosque

Sentiment : positive

the toilet is so dirty and very uncomfortable

Aspect: halal food

Sentiment : negative

Gambar 4.48 Hasil pengujian model ABSA terhadap kalimat

Terlihat dari Gambar 4.48 bahwa hasil pengujian model ABSA untuk klasifikasi sentimen menghasilkan label yang sesuai dengan label aslinya. Sementara untuk klasifikasi aspek, model gagal untuk menebak aspek dari kedua kalimat tersebut. Walaupun jika dilihat dari hasil akurasi, klasifikasi aspek memberikan akurasi yang jauh lebih tinggi dari klasifikasi sentimen. Hal ini dapat terjadi karena berbagai macam faktor seperti data yang kurang. *Deep learning* dikenal sebagai model yang mampu memberikan performa yang sangat baik jika datanya banyak. Semakin banyak variasi data maka akan semakin bagus pula hasilnya karena algoritmanya akan mempelajari beragam variasi kalimat. Tetapi dengan waktu yang terbatas dan ketersediaan data sehingga hanya mampu mengumpulkan 2367 data. Selain itu dengan pelabelan data yang masih dilakukan secara manual sehingga memungkinkan adanya beberapa kesalahan dalam memberi label. Hal ini pun akan membuat algoritma kebingungan dalam mempelajari data. Faktor lainnya yang mungkin terjadi adalah kesalahan pada tahap *preprocessing*. Selain yang sudah disebutkan, masih banyak lagi kemungkinan kesalahan yang terjadi.

Pengujian Model terhadap Ulasan Sebuah Tempat Wisata

Pengujian model kedua yaitu menggunakan kumpulan ulasan dari sebuah tempat wisata yang belum pernah digunakan sebelumnya pada saat pelatihan maupun evaluasi. Kali ini tempat wisata yang kami pilih adalah Hongkong Disneyland. Hal yang pertama dilakukan adalah mengambil ulasan pada wisata tersebut yang berkaitan dengan makanan halal, tempat beribadah, dan toilet. Terkumpul dataset sejumlah 319 ulasan. Setelah itu dilakukan pembersihan data atau *preprocessing*. Apabila dataset telah bersih maka menandakan data telah siap untuk dilakukan pengujian. Pada pengujian ini, setiap ulasan pada dataset akan diprediksi sentimennya dan dimasukkan kedalam array yang sesuai. Kode program yang digunakan dapat terlihat pada Gambar 4.49.

```

i = 0
pos_list = []
neg_list = []
x_temp = []
while i < len(review):
    x = ABSA_sent(review[i])
    print(x)
    x_temp.append(x)
    if(x == ['negative']):
        y = review[i]
        neg_list.append(y)
    else:
        y = review[i]
        pos_list.append(y)
        i += 1

jmlpos = len(pos_list)
jmlneg = len(neg_list)
totalpos = (jmlpos)/len(review)*100
totalneg = (jmlneg)/len(review)*100
totalpos2 = "{:.2f}".format(totalpos)
totalneg2 = "{:.2f}".format(totalneg)
print("jumlah sent positif : " + str(jmlpos) + " (" + str(totalpos2) +
"%)")
print("jumlah sent negatif : " + str(jmlneg) + " (" + str(totalneg2) +
"%)")

```

Gambar 4.49 Kode program pemisahan sentimen

Setelah seluruh ulasan pada dataset telah terpisah berdasarkan sentimennya, ada sebanyak 223 ulasan (69.91%) yang memiliki sentimen positif dan ada sebanyak 96 ulasan (30.09%) yang memiliki sentimen negatif. Tahapan selanjutnya adalah pembentukan *wordcloud* untuk setiap sentimen. *Wordcloud* adalah gambaran kata-kata yang muncul dari data. Semakin besar ukuran dari sebuah kata maka semakin sering kata tersebut digunakan pada data. Untuk membentuk *wordcloud*, kita dapat melihat pada Gambar 4.50.


```

import matplotlib.pyplot as plt
from wordcloud import WordCloud

def remove_punctuation(text):
    """ Remove all punctuation in text. """
    return re.sub(r'^[\s\w]', ' ', text)

def remove_extra_space(text):
    """ Make extra space into one space. """
    text_list = text.split(' ')
    text_list_temp = []

    for word in text_list:
        if word.strip():
            text_list_temp.append(word.strip())

    return ' '.join(text_list_temp)

listToStr = ' '.join(map(str, pos_list))
listToStr = remove_punctuation(listToStr)
listToStr = remove_extra_space(listToStr)

wordcloud = WordCloud(width = 1000, height = 500, background_color = 'white
').generate(listToStr)
plt.figure(figsize=(15,8))
plt.imshow(wordcloud)
plt.axis("off")
plt.savefig("pos_wordcloud"+"png", bbox_inches='tight')
plt.show()
plt.close()

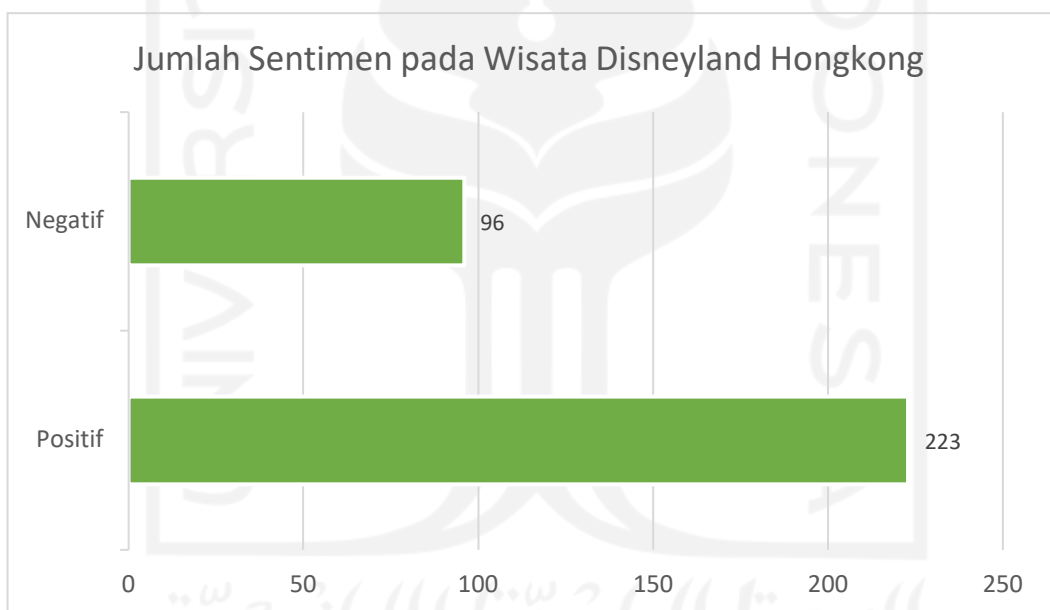
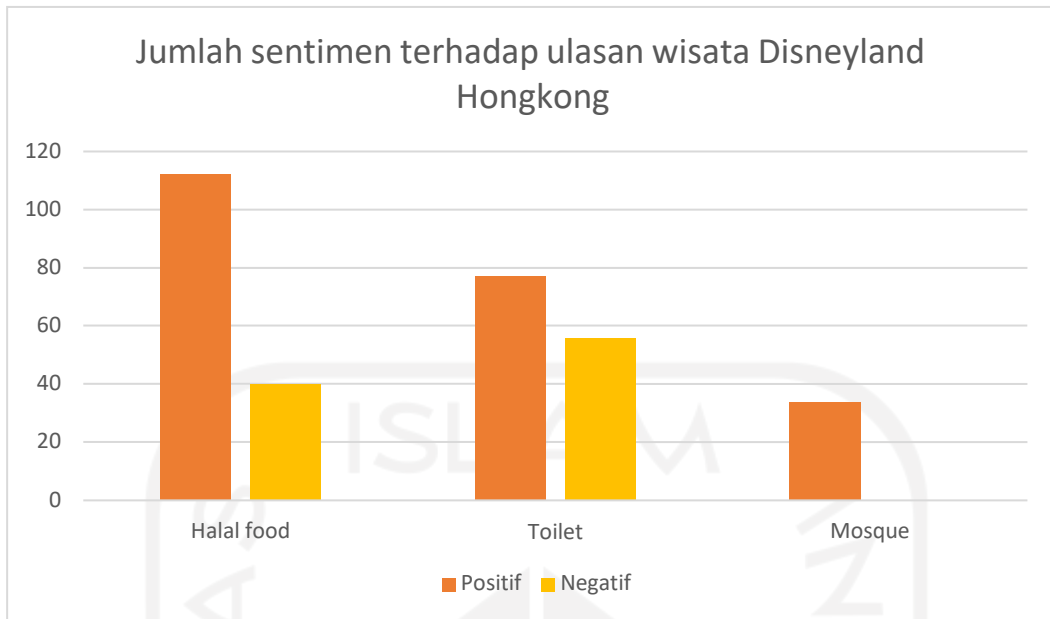
listToStrNeg = ' '.join(map(str, neg_list))
listToStrNeg = remove_punctuation(listToStrNeg)
listToStrNeg = remove_extra_space(listToStrNeg)

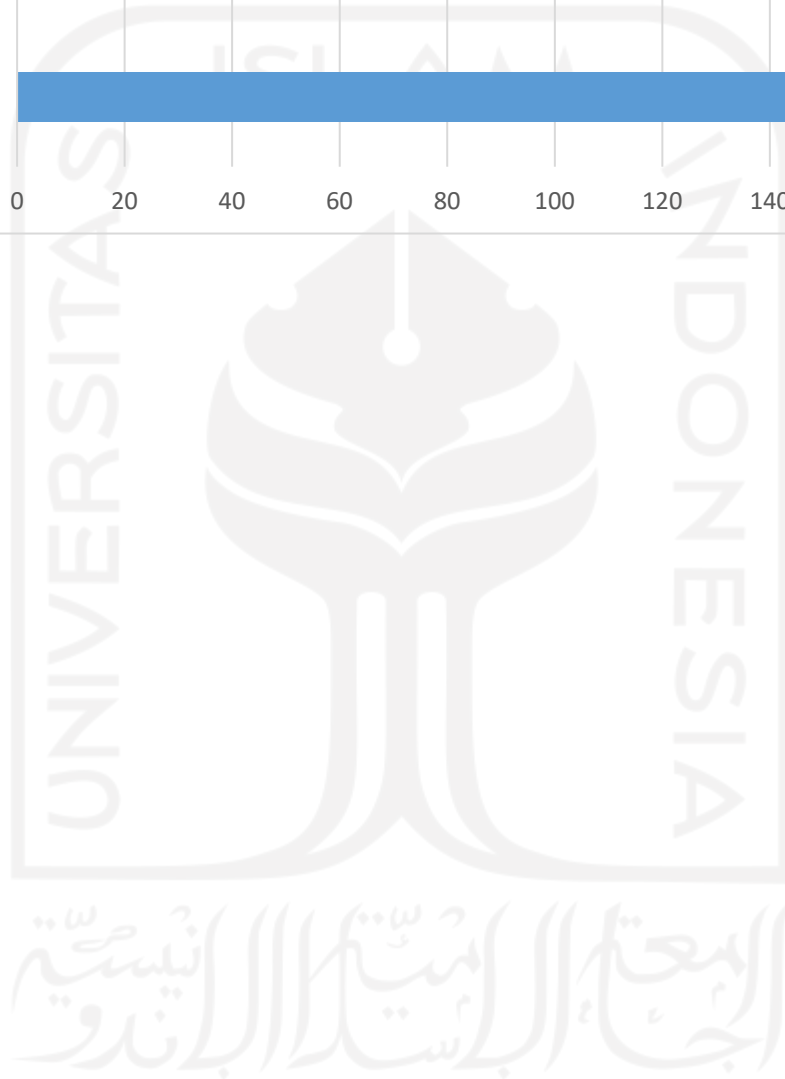
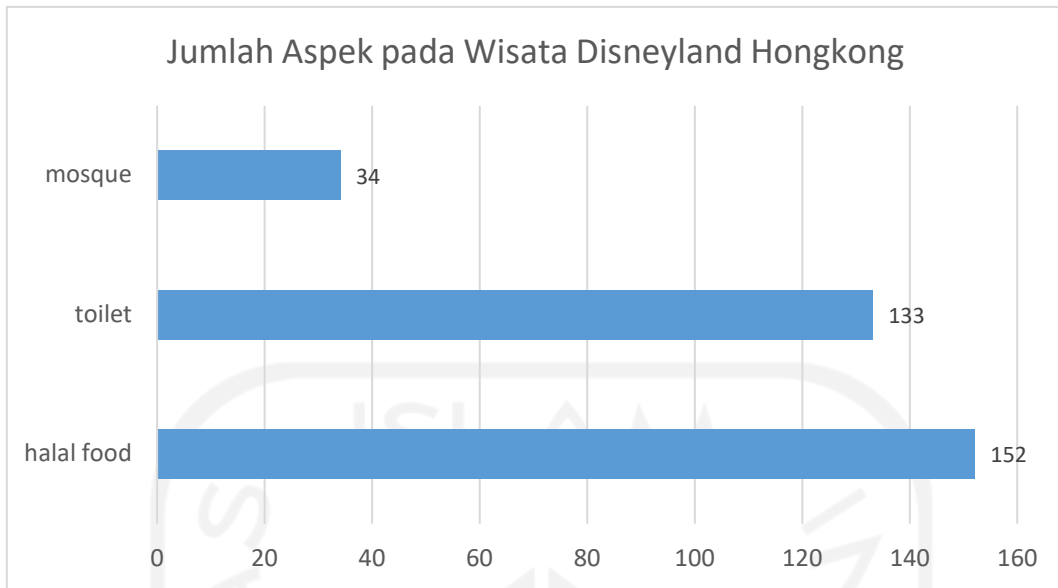
wordcloud2 = WordCloud(width = 1000, height = 500, background_color = 'whit
e').generate(listToStrNeg)
plt.figure(figsize=(15,8))
plt.imshow(wordcloud2)
plt.axis("off")
plt.savefig("neg_wordcloud"+"png", bbox_inches='tight')
plt.show()
plt.close()

```

Gambar 4.50 Kode program pembuatan *wordcloud*

Hasil *wordcloud* untuk ulasan yang bersentimen positif dapat terlihat pada Gambar 4.51. Pada gambar ini terlihat aspek *halal food* yang paling mendominasi karena kata yang sering muncul yaitu *halal food, muslim, food, restaurant*. Terlihat beberapa kata yang menggambarkan keadaan seperti *plenty, many, halal certified, everywhere, clean, available, great, dan well*. Dari sini model klasifikasi sentimen sudah cukup menebak ulasan yang bersentimen positif dengan baik.





BAB V

KESIMPULAN & SARAN

5.1 Kesimpulan

Setelah dilakukan analisis sentimen berbasis aspek kepada 2367 ulasan, dapat disimpulkan sebagai berikut:

- a. Penelitian ini menggunakan model CNN karena metode ini memberikan hasil yang terbaik, sementara CNN-BiLSTM digunakan karena untuk klasifikasi BiLSTM lebih cocok daripada LSTM.
- b. Setelah model dilatih dan dievaluasi, model CNN memiliki akurasi yang tinggi dari CNN-BiLSTM baik dari segi klasifikasi aspek (98.30%) maupun klasifikasi sentimen (83.69%) sehingga model CNN dipilih untuk melakukan pengujian.
- c. Saat dilakukan pengujian dengan sebuah kalimat, model dapat memprediksi sentimen (positif dan negatif) dan aspek (*mosque, halal food, toilet*).
- d. Pengujian pada ulasan yang wisata Disneyland Hongkong sebanyak 319 ulasan berhasil mengidentifikasi 69.91% sebagai ulasan dengan sentimen positif dan 30.09% sebagai ulasan dengan sentimen negative
- e. Dari 319 ulasan tersebut, aspek yang paling banyak disinggung adalah mengenai makanan halal. Aspek *halal food* banyak dipenuhi dengan sentimen positif sementara aspek toilet banyak dipenuhi sentimen negatif. *Mosque* menjadi aspek yang paling jarang dibahas. Meskipun begitu, beberapa yang menyebutkan mengenai tempat ibadah di Disneyland Hongkong memiliki sentimen positif.
- f. Mengacu dari hasil, pemilik obyek wisata perlu memberikan perhatian yang lebih untuk meningkatkan kualitas toilet.

5.2 Saran

Terdapat beberapa saran bagi pengembangan penelitian berikutnya:

- a. Memperluas topik pembahasan dengan menambah data ulasan dari hotel dan juga restoran agar cakupan sasaran penggunaannya semakin besar.
- b. Memberikan tampilan pada sistem sehingga semakin menarik dan memudahkan pengguna menggunakan model yang telah dibangun.

DAFTAR PUSTAKA

- Ainin, S., Feizollah, A., Anuar, N. B., & Abdullah, N. A. (2020). Sentiment analyses of multilingual tweets on halal tourism. *Tourism Management Perspectives*, 34, 100658. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2020.100658>
- Al-Smadi, M., Talafha, B., Al-Ayyoub, M., & Jararweh, Y. (2019). Using long short-term memory deep neural networks for aspect-based sentiment analysis of Arabic reviews. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 10(8), 2163–2175.
- Alqaryouti, O., Siyam, N., Monem, A. A., & Shaalan, K. (2020). Aspect-based sentiment analysis using smart government review data. *Applied Computing and Informatics*.
- Asa, R. S. (2019). an Overview of the Developments of Halal Certification Laws in Malaysia, Singapore, Brunei and Indonesia. *Jurnal Syariah*, 27(1), 173–200.
- Brownlee, J. (2020, August 23). *Best practices for text classification with Deep Learning*. Machine Learning Mastery. Retrieved December 20, 2021, from <https://machinelearningmastery.com/best-practices-document-classification-deep-learning/>
- Cambria, E., Das, D., Bandyopadhyay, S., & Feraco, A. (2017). Affective computing and sentiment analysis. In *A practical guide to sentiment analysis* (pp. 1–10). Springer.
- Chang, Y.-C., Ku, C.-H., & Chen, C.-H. (2020). Using deep learning and visual analytics to explore hotel reviews and responses. *Tourism Management*, 80, 104129. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tourman.2020.104129>
- Cheng, H., Xie, Z., Wu, L., Yu, Z., & Li, R. (2019). Data prediction model in wireless sensor networks based on bidirectional LSTM. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2019(1), 1–12.
- Cooray, T., Perera, G., Kugathasan, A., & Alosius, J. (2021). Aspect-based sentiment analysis: movie and television series reviews. *International Workshop on Advanced Imaging Technology (IWAIT) 2021*, 11766, 1176632.
- CrescentRating. (n.d.). Global Muslim Travel index 2019. Retrieved November 18, 2021, from <https://www.crescentrating.com/reports/global-muslim-travel-index-2019.html>
- Dalal, N., & Triggs, B. (2005). Histograms of oriented gradients for human detection. *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, 1, 886–893.
- Dang, N. C., Moreno-García, M. N., & De la Prieta, F. (2020). Sentiment Analysis Based on

- Deep Learning: A Comparative Study. In *Electronics* (Vol. 9, Issue 3).
<https://doi.org/10.3390/electronics9030483>
- El-Gohary, H. (2016). Halal tourism, is it really Halal? *Tourism Management Perspectives*, 19, 124–130. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2015.12.013>
- Feizollah, A., Ainin, S., Anuar, N. B., Abdullah, N. A. B., & Hazim, M. (2019). Halal Products on Twitter: Data Extraction and Sentiment Analysis Using Stack of Deep Learning Algorithms. *IEEE Access*, 7, 83354–83362. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2923275>
- Hoang, M., Bihorac, O. A., & Rouces, J. (2019). Aspect-based sentiment analysis using bert. *Proceedings of the 22nd Nordic Conference on Computational Linguistics*, 187–196.
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 1–11.
- Lakshmi, B. S., Raj, P. S., & Vikram, R. R. (2017). Sentiment analysis using deep learning technique CNN with KMeans. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 114(11), 47–57.
- Liu, B. (2012). Sentiment Analysis and Opinion Mining. *Synthesis Lectures on Human Language Technologies*, 5(1), 1–167. <https://doi.org/10.2200/S00416ED1V01Y201204HLT016>
- Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60(2), 91–110.
- Minaee, S., Azimi, E., & Abdolrashidi, A. (2019). Deep-sentiment: Sentiment analysis using ensemble of cnn and bi-lstm models. *ArXiv Preprint ArXiv:1904.04206*.
- Nayoan, R. A. N., Hidayatullah, A. F., & Fudholi, D. H. (2021). Convolutional Neural Networks for Indonesian Aspect-Based Sentiment Analysis Tourism Review. *2021 9th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, 60–65.
- Paramarta, V., Dewi, R. R. V. K., Rahmanita, F., Hidayati, S., & Sunarsi, D. (2021). Halal Tourism in Indonesia: Regional Regulation and Indonesian Ulama Council Perspective. *International Journal of Criminology and Sociology*, 10, 497–505.
- Rhanoui, M., Mikram, M., Yousfi, S., & Barzali, S. (2019). A CNN-BiLSTM model for document-level sentiment analysis. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 1(3), 832–847.
- Salton, G., & Buckley, C. (1988). Term-weighting approaches in automatic text retrieval.

Information Processing & Management, 24(5), 513–523.

- Schouten, K., Van Der Weijde, O., Frasinca, F., & Dekker, R. (2017). Supervised and unsupervised aspect category detection for sentiment analysis with co-occurrence data. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 48(4), 1263–1275.
- Sosa, P. M. (2017). Twitter sentiment analysis using combined LSTM-CNN models. *Eprint Arxiv*, 1–9.
- Wu, M., Liu, F., & Cohn, T. (2018). Evaluating the utility of hand-crafted features in sequence labelling. *ArXiv Preprint ArXiv:1808.09075*.
- Yildirim, M., & Cinar, A. C. (2020). A Deep Learning Based Hybrid Approach for COVID-19 Disease Detections. *Traitement Du Signal*, 37(3), 461–468.
- Zhang, L., Wang, S., & Liu, B. (2018). Deep learning for sentiment analysis: A survey. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(4), e1253. <https://doi.org/10.1002/widm.1253>
- Zhang, Y., & Wallace, B. (2015). A sensitivity analysis of (and practitioners' guide to) convolutional neural networks for sentence classification. *ArXiv Preprint ArXiv:1510.03820*.
- Zhou, K., & Long, F. (2018). Sentiment Analysis of Text Based on CNN and Bi-directional LSTM Model. *2018 24th International Conference on Automation and Computing (ICAC)*, 1–5. <https://doi.org/10.23919/ICAC.2018.8749069>

LAMPIRAN

