

**Perbandingan CNN dan LSTM pada Analisis Sentimen
Ulasan Film**

Proposal Tugas Akhir

Kelas MK Penulisan Proposal (CCH4A3)

1301194104

Sri Utami



**Program Studi Sarjana Informatika
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung
2022**

Lembar Persetujuan

Perbandingan CNN dan LSTM pada Analisis Sentimen Ulasan Film

Comparison of CNN and LSTM on Film Review Sentiment Analysis

NIM :11301194104

Sri Utami

Proposal ini diajukan sebagai usulan pembuatan tugas akhir pada
Program Studi Sarjana Informatika
Fakultas Informatika Universitas Telkom

Bandung, 5 Desember 2022

Menyetujui

Calon Pembimbing 1



Dr. Kemas Muslim Lhaksmana, S.T., M.ISD.

NIP: 13820075

ABSTRAK

Sebelum menonton suatu film biasanya seseorang akan melihat ulasan dari orang lain yang sudah menontonnya. Ulasan film bisa dijadikan sebagai acuan para pecinta film untuk mencari rekomendasi film. Analisis Sentimen adalah solusi penelitian berbasis teks untuk membahas masalah kepuasan berdasarkan ulasan film. Dalam penelitian kali ini, ada dua metode yang akan dibandingkan dalam melakukan analisis sentimen, yaitu metode Convolutional Neural Network (CNN) dan Long Short-Term Memory (LSTM). Data yang digunakan dalam penelitian ini dari website ulasan film Rotten Tomatoes dengan menggunakan Bahasa Inggris. Pada penelitian kali ini diperkirakan dapat menghasilkan akurasi tinggi dan dapat menyimpulkan sentimen publik terhadap ulasan film.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Ulasan Film, CNN, LSTM

DAFTAR ISI

Lembar Persetujuan	1
ABSTRAK	2
1. PENDAHULUAN	6
1.1. Latar Belakang.....	6
1.2. Perumusan Masalah	7
1.3. Tujuan.....	7
1.4. Batasan Masalah	7
1.5. Rencana Kegiatan	8
1.5.1. Studi Literatur	8
1.5.2. Pencarian Dataset	8
1.5.3. Perancangan Sistem dan Implementasi	8
1.5.4. Evaluasi.....	8
1.5.5. Penulisan Proposal.....	8
1.6. Jadwal Kegiatan.....	8
2. KAJIAN PUSTAKA	9
2.1. Penelitian Terkait	9
2.2. Sentiment Analysis.....	10
2.3. <i>Convolutional Neural Network</i>	10
2.4. <i>Long Short-Term Memory</i>	11
3. PERANCANGAN SISTEM.....	12
3.1. Skema Umum	12
3.2. Dataset.....	12
3.3. Preprocessing	13
3.3.1. Tokenization	13
3.3.2. StopWord Removal.....	13
3.3.3. Stemming	13
3.4. Feature Extracton	14
3.5. Klasifikasi CNN.....	14
3.6. Klasifikasi LSTM.....	15
3.7. Evaluasi.....	16
DAFTAR PUSTAKA.....	18

DAFTAR TABEL

Tabel 1.1 Jadwal Kegiatan.....	8
Tabel 3.1 Contoh Proses Tokenisasi.....	13
Tabel 3.2 Contoh Proses StopWord.....	13
Tabel 3.3 Contoh Proses Stemming.....	14
Tabel 3.4 Confusion Matrix.....	16

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Perancangan Sistem.	12
Gambar 3.2 Arsitektur CNN.	15
Gambar 3.3 Arsitektur LSTM.	16

1. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pada era digital zaman sekarang semua orang dapat mengakses informasi dengan mudah menggunakan Internet. Internet adalah unik karena menggabungkan dua metode komunikasi yang berbeda (komunikasi dua arah, siaran, pencarian referensi individu, obrolan grup, komunikasi manusia/mesin) dan beberapa jenis konten (teks, video, gambar, audio) ke dalam satu media [1]. Sebelum menonton suatu film biasanya seseorang akan melihat ulasan dari orang lain yang sudah menontonnya. Dan Internet juga dimanfaatkan untuk membagikan ulasan orang-orang terhadap film yang telah mereka tonton, salah satu platform yang sering digunakan untuk membagikan ulasan tersebut adalah *website* ulasan film seperti *Rotten Tomatoes*. Ulasan dapat berisi penilaian seseorang terhadap film tersebut. Dari ulasan-ulasan tersebut dapat dilakukan analisis sentimen untuk diolah informasi tersebut.

Analisis sentimen adalah studi komputer tentang pendapat, sikap, dan perasaan orang tentang keseluruhan (individu, peristiwa, atau topik). Tujuan dari analisis sentimen adalah untuk menemukan pendapat, mengidentifikasi emosi yang diungkapkan oleh mereka, dan kemudian mengklasifikasikan polaritasnya [2]. Ulasan di situs ulasan film bisa dijadikan sebagai acuan para pecinta film untuk mencari rekomendasi film dan juga sebagai alat bagi produser film untuk mengetahui respon penonton terhadap film yang dirilis [3].

Dalam beberapa tahun terakhir, beberapa penelitian telah mengusulkan analisis sentimen berbasis *deep learning* dengan karakteristik dan efektivitas yang berbeda [4]. *Deep learning neural network* telah membuat kemajuan yang mengesankan dalam pengenalan pola dan visi komputer. Sejalan dengan tren ini, beberapa algoritma *deep learning* yang canggih, terutama analisis sentimen, telah diperkenalkan untuk melakukan tugas terkait NLP yang kompleks [5]. Berdasarkan penelitian Lei Zhang dkk [6] pada kemajuan penelitian dan aplikasi *deep learning*, dipercaya bahwa penelitian *deep learning* yang lebih menarik untuk analisis sentimen akan datang dalam waktu dekat. Dalam penelitian ini metode *deep learning* yang akan dibandingkan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN)

dengan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Faktanya, *Convolutional Neural Network* (CNN) telah mencapai kinerja yang sangat baik dalam klasifikasi dokumen. *Long Short-Term Memory* (LSTM) juga populer untuk pemrosesan bahasa alami [7]. Pada penelitian [8], Ahmad Fathan mendapat nilai akurasi tertinggi sebesar 0.9085 dengan menggunakan metode CNN. Sedangkan pada penelitian [9], Hasil akurasi yang diperoleh minimal 85,86% yang artinya cukup baik dalam klasifikasi sentimen. Pada penelitian [10], Pedro M. Sosa menggabungkan CNN dan LSTM untuk mencapai kinerja yang lebih baik pada tugas analisis sentimen dengan margin yang signifikan. Banyak pada penelitian sebelumnya menggabungkan metode CNN dan LSTM untuk melakukan analisis sentimen. Sehingga, penelitian ini akan melakukan Analisis Sentimen Pada Ulasan Film Dengan Membandingkan Metode *Convolutional Neural Network* dan *Long Short-Term Memory*.

1.2. Perumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Bagaimana perbandingan nilai akurasi penggunaan metode CNN dengan metode LSTM untuk analisis sentimen pada ulasan film?
2. Bagaimana sentimen publik terhadap suatu film?

1.3. Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

3. Untuk mengetahui nilai akurasi terbaik dari perbandingan metode CNN dengan metode LSTM untuk analisis sentimen pada ulasan film.
4. Untuk mengetahui sentimen publik pada suatu film.

1.4. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini sebagai berikut:

5. *Dataset* yang digunakan bersumber dari *website Rotten Tomatoes*.
6. *Dataset* yang diambil menggunakan Bahasa Inggris.
7. Pengelompokan sentimen pada penelitian ini menjadi dua kelas, yaitu positif dan negatif.

1.5. Rencana Kegiatan

1.5.1. Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan pencarian dan membaca sumber referensi melalui jurnal dan *paper* yang sesuai dengan topik yang diambil. Kegiatan ini bertujuan untuk mendapatkan informasi untuk mendukung penelitian pada topik yang diteliti.

1.5.2. Pencarian Dataset

Pada tahap ini dilakukan pencarian dan identifikasi *dataset* yang akan digunakan. *Dataset* yang digunakan data yang diambil dari *website Rotten Tomatoes*.

1.5.3. Perancangan Sistem dan Implementasi

Pada tahap ini dilakukan membangun alur perancangan sistem yang akan dilakukan. Selanjutnya pengerjaan perancangan sistem yang telah dirancang sebelumnya. Metode yang akan diimplementasikan pada penelitian ini adalah metode *Convolutional Neural Network* yang akan dibandingkan dengan metode *Long Short-Term Memory*.

1.5.4. Evaluasi

Pada tahap ini dilakukan evaluasi pada hasil yang telah dilakukan sebelumnya, untuk mengetahui tingkat keberhasilan.

1.5.5. Penulisan Proposal

Pada tahap terakhir ini membuat proposal hasil dari penelitian yang telah dilakukan.

1.6. Jadwal Kegiatan

Jadwal pelaksanaan kegiatan berikut pada Tabel 1.1.

Tabel 1.1 Jadwal Kegiatan

Kegiatan	Bulan					
Studi Literatur	1	2	3	4	5	6
Pencarian Dataset						
Perancangan Sistem dan Implementasi						
Evaluasi						
Penulisan Proposal						

2. KAJIAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terkait

Pada penelitian sebelumnya dengan topik terkait, telah banyak dilakukan penelitian tentang analisis sentimen menggunakan *deep learning*. Pada penelitian [4] dilakukan analisis sentimen dengan metode DNN, CNN, dan RNN lalu digabungkan dengan *word embedding* dan TF-IDF. Eksperimen [4] juga menunjukkan bahwa CNN mengungguli model lain dan menemukan keseimbangan yang baik antara akurasi dan penggunaan CPU. Metode CNN juga cepat untuk dilatih dan diuji, meskipun mungkin sedikit lebih lambat daripada DNN. Metode ini memberikan akurasi lebih dari 80% untuk *dataset tweet* dan *review*. Pada penelitian [11] menggunakan *dataset* dari IMDB dengan total 50,000 ulasan dimana 25,000 kelas positif dan 25,000 kelas negatif. Metode *deep learning* seperti LSTM menunjukkan klasifikasi sentimen yang lebih baik dengan akurasi 85% ketika jumlah data *training* lebih besar.

Pada penelitian selanjutnya dapat diketahui bahwa menggabungkan dua metode seperti CNN dan LSTM dapat menghasilkan akurasi yang tinggi. Penelitian [5] ini sangat menantang karena dilakukan menggunakan Bahasa Arab. Dengan demikian, makalah ini mengusulkan metode *deep learning* untuk analisis sentimen bahasa Arab, dan metode ini secara cerdas menggabungkan arsitektur CNN pada *layer* pertama dan LSTM dua *layer*. Arsitektur ini didukung oleh model *input verbal* FastText sebagai *input layer*. Eksperimen [5] dengan kasus multi-domain menunjukkan kinerja yang sangat baik dari model ini, dengan masing-masing 89,10%, 92,14%, 92,44%, dan 90,75% untuk *precision*, *recall*, skor F1, dan akurasi.

Pada penelitian [12] dimana pada penelitian ini melakukan perbandingan arsitektur CNN, LSTM, dan BERT. Data pada penelitian ini dibagi menjadi 3 kelas yaitu kelas positif, negatif dan netral. Tetapi juga sebagai tugas penilaian yang lebih kompleks dengan menggunakan 10 kategori yang merupakan tingkat kepuasan pengguna secara keseluruhan yang ditentukan pengguna terhadap obat ulasan. Seperti yang diharapkan, hasil untuk kumpulan data 3 kelas jauh lebih tinggi daripada kumpulan data 10 kelas. Hasil kami pada *dataset* 10 kelas menunjukkan

bahwa model *hybrid* yang terdiri dari LSTM dua arah dan CNN memberikan hasil terbaik. Dalam penelitian [12], model *hybrid* yang menggabungkan CNN dan LSTM menunjukkan kinerja yang sedikit lebih baik daripada model sederhana, dengan peningkatan skor F1 mikro sebesar 0,62% dan skor F1 makro sebesar 0,84%. Embedding BERT ke LSTM memberikan hasil yang sedikit lebih baik dibandingkan dengan model sebelumnya, dimana dibandingkan dengan model *hybrid* yang menggabungkan CNN dan LSTM, peningkatannya lebih sederhana, hanya 1,02% untuk skor F1 mikro dan 0,91% untuk skor F1 makro.

2.2. Sentiment Analysis

Analisis sentimen adalah studi komputer tentang pendapat, sikap, dan perasaan orang tentang keseluruhan (individu, peristiwa, atau topik) [2]. Analisis sentimen memiliki lima masalah khusus yaitu Document-level sentiment analysis, Sentence-level sentiment analysis, Aspect-based sentiment analysis, Comparative sentiment analysis dan Sentiment lexicon acquisition [13]. Pada Document-level sentiment analysis, pendekatan terpandu mengasumsikan bahwa ada sejumlah kelas di mana dokumen harus diklasifikasikan dan bahwa informasi pelatihan tersedia untuk setiap kelas. Kasus paling sederhana adalah ketika ada dua kategori seperti positif dan negatif. Ekstensi sederhana juga dapat menambahkan kategori netral atau menyertakan skala numerik terpisah untuk menempatkan dokumen (seperti sistem bintang lima yang digunakan oleh Amazon) [13]. Seperti pada penelitian [11] dimana data dibagi menjadi dua kelas positif dan negatif. Dan penelitian [11] tersebut bisa dimasukkan ke dalam kategori Document-level.

2.3. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Networks (CNN) merupakan salah satu bentuk *neural network* tiruan yang dapat mendeteksi informasi dari berbagai tempat dengan akurasi yang sangat baik. Model ini telah memecahkan banyak masalah dalam pemrosesan gambar dan pemrosesan otomatis bahasa alami, seperti analisis opini, jawaban pertanyaan, peringkasan teks, dll. Ditandai dengan arsitektur khusus yang memfasilitasi pembelajaran. Convolutional Neural Network adalah jaringan *multilayer*, sehingga *output* dari satu *layer* adalah *input* dari *layer* berikutnya. Biasanya terdiri dari *input*, satu hingga beberapa *hidden layer*, dan *output* [7]. Kim [14] mengimplementasikan CNN sederhana dengan *single convolutional layer*

menggunakan *unsupervised* model pada beberapa *database*, yaitu *movie review*, STS, *subjectivity dataset*, TREC *survey dataset*, dan *customer review*. Ini menggunakan *hyperparameter* kecil yang memberikan hasil yang sangat kuat. Dia juga menggunakan filter ukuran berbeda dan menguji beberapa model CNN untuk mendapatkan wawasan penting. Dia menyimpulkan bahwa CNN-statis adalah model yang memberikan hasil terbaik.

2.4. Long Short-Term Memory

LSTM adalah Long Short-Term Memory, sejenis *neural network* deret waktu yang cocok untuk memproses dan memprediksi peristiwa penting dengan interval waktu yang relatif lama dan penundaan deret waktu [15]. Model LSTM berisi beberapa unit LSTM, yang masing-masing berisi *gate input* i , *gate output* o , *gate* memori f , dan perangkat memori c . Pada waktu t , diberikan vektor *input* x_t dan status tersembunyi h_{t-1} dari instan sebelumnya, perangkat LSTM menghitung status implisit h_t dari instan saat ini menggunakan loop dalam dan memperbarui:

$$i_t = \sigma(U^i x_i + W^i h_{t-1} + b^i) \quad (1)$$

$$f^t = \sigma(U^f x_i + W^f h_{t-1} + b^f) \quad (2)$$

$$o^t = \sigma(U^o x_i + W^o h_{t-1} + b^o) \quad (3)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \varphi(U^c x_i + W^c h_{t-1} + b^c) \quad (4)$$

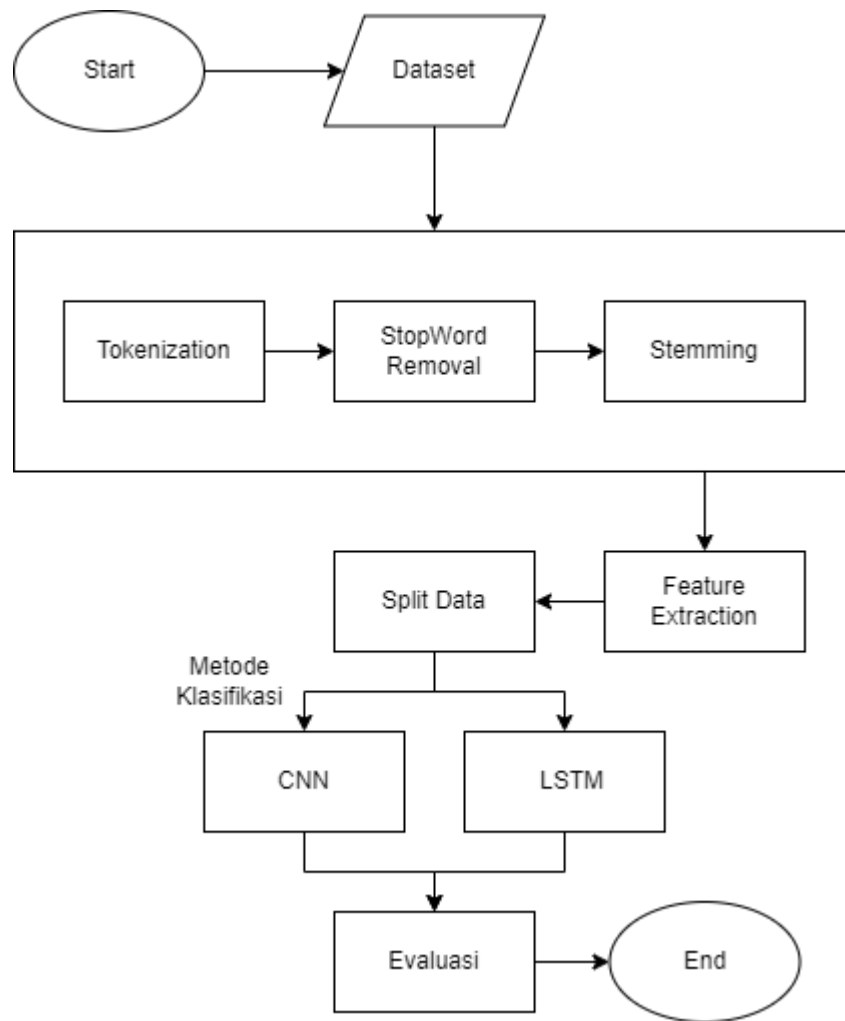
$$h_t = o_t \odot \varphi(c_t) \quad (5)$$

Diantaranya, set parameter $\{U^i, U^f, U^o, U^c, W^i, W^f, W^o, W^c\}$ sesuai dengan matriks bobot *gate* yang berbeda, $\{b^i, b^f, b^o, b^c\}$ menunjukkan istilah *offset* yang sesuai, lalu σ dan φ adalah, masing – masing, *sigmoid*. Dan tanh adalah fungsi aktivasi; \odot mewakili perkalian titik demi titik antara vektor.

3. PERANCANGAN SISTEM

3.1. Skema Umum

Skema ini dibuat untuk menjelaskan alur perancangan sistem yang akan dibangun pada penelitian ini. Berikut tahapan perancangan sistem sebagai berikut:



Gambar 3.1 Perancangan Sistem.

3.2. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian kali ini adalah dari website *rotten tomatoes*. *Rotten tomatoes* adalah sebuah *website* berisi ulasan semua film. Dari *dataset* ini, data yang diambil berupa ulasan film yang menggunakan Bahasa Inggris. *Dataset* yang akan dipakai berjumlah 5000 data. Selain atribut ulasan film,

dataset ini juga memiliki atribut lain seperti nama orang yang memberi ulasan, skor ulasan dan tipe ulasan. Data yang akan dipakai sudah diolah dan dilabeli.

3.3. Preprocessing

Preprocessing adalah tahap dimana menyiapkan data yang akan dipakai sebelum masuk ke tahap klasifikasi. Berikut adalah beberapa tahapan *preprocessing* pada penelitian ini:

3.3.1. Tokenization

Tokenisasi berarti mengidentifikasi unit dasar dengan mensegmentasi teks menjadi kalimat dan kata [16], contoh tokenisasi dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Contoh Proses Tokenisasi

Sebelum	Sesudah
A little bit worse than lifeless; it's clueless, like a Medusa running around with her head cut off.	A, little, bit, worse, than, lifeless, it, is, clueless, like, a, Medusa, running, around, with, her, head, cut, off

3.3.2. StopWord Removal

Stopwords adalah kata-kata yang paling sering muncul dalam dokumen dan mengandung informasi yang biasanya tidak diperlukan [17]. Menghapus *stopword* tidak hanya mengurangi ruang vektor, tetapi juga meningkatkan kinerja dengan meningkatkan kecepatan eksekusi, komputasi, dan akurasi.

Tabel 3.2 Contoh Proses StopWord

Sebelum	Sesudah
<u>A</u> little <u>bit</u> worse <u>than</u> lifeless; <u>it's</u> clueless, <u>like</u> <u>a</u> Medusa running around with <u>her</u> head cut off.	little worse lifeless; clueless, Medusa running with head cut off.

3.3.3. Stemming

Proses *stemming* mengubah karakter atau kata menjadi kata dasar. Proses ini terkadang dapat memberikan hasil yang bagus, tetapi juga dapat menghasilkan kesalahan positif. *Stemmer* Inggris yang terkenal adalah *Porter*. *Porter Stemmer* adalah *stemmer* berbasis aturan. Untuk mengonversi token menjadi kata dasar,

aturan yang biasa digunakan adalah menghapus *ing, ed, e, es, ly*, dll. sebagian besar menggantikan vokal dalam kata-kata. Tetapi dasar *port* memiliki beberapa kesalahan seperti '*temptation*' yaitu kata tersebut diturunkan sebagai '*temptat*' yang bukan kata kamus. Sistem yang diusulkan membantu mengurangi kesalahan ini [18].

Tabel 3.3 Contoh Proses Stemming

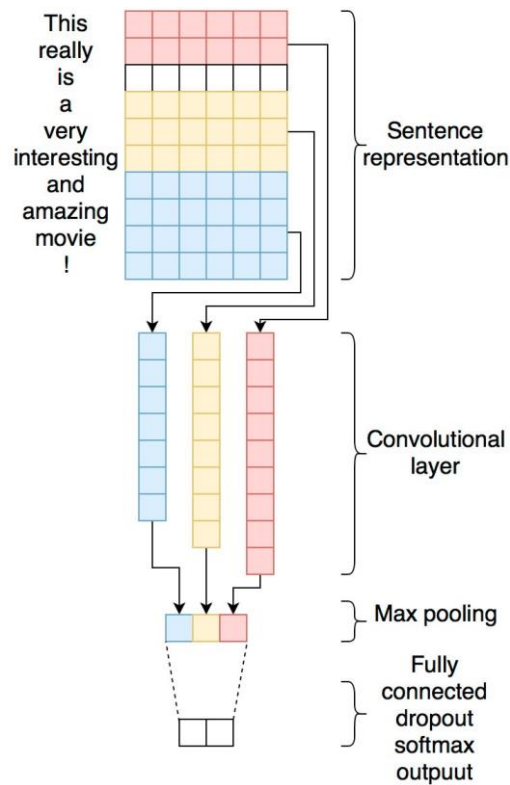
Sebelum	Sesudah
running	run

3.4. Feature Extracton

Feature Extraction yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah Word2Vec. Word2vec adalah alat berbasis *machine learning* untuk menghitung kesamaan vektor kata, yang diusulkan oleh perusahaan Google pada tahun 2013. Ini mengubah kata menjadi vektor kata dan menghitung kesamaan dengan kosinus vektor kata [19]. Konsepnya adalah untuk memetakan setiap kata menggunakan *training* menjadi vektor nyata k-dimensi (k adalah *hyperparameter* dalam model) dan mengevaluasi kesamaan semantik timbal baliknya berdasarkan jarak antar kata (misalnya, kesamaan kosinus, jarak *Euclidean*). Ia menggunakan "*3 layers neural network*", *input-hidden-output layer*. Teknik dasarnya adalah menggunakan kode Huffman berdasarkan frekuensi kata, yang pada dasarnya membuat konten yang diaktifkan cocok dengan semua frekuensi kata yang mirip dengan kata-kata di *hidden layer*. Semakin tinggi frekuensi kata, semakin sedikit *hidden layer* yang diaktifkan, secara efektif mengurangi kompleksitas komputasi [19].

3.5. Klasifikasi CNN

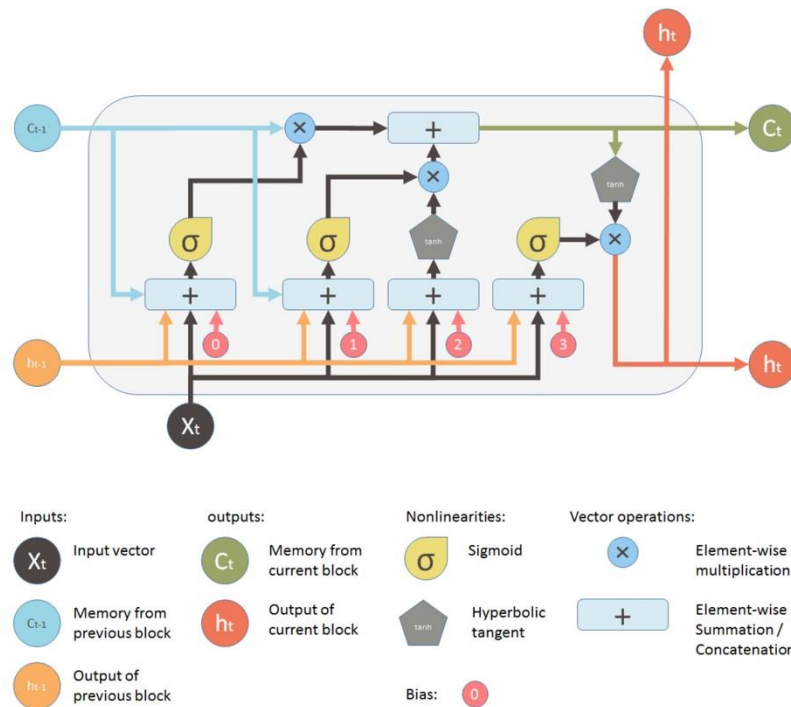
Pada penelitian ini, metode pertama yang digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN). CNN perlu mentransfer kalimat ke dalam matriks, baris dari tiap matriks kalimat adalah representasi vektor kata. Jika panjang kalimat adalah s , dimensi matriks kalimat digambarkan sebagai $s \times d$. [20] bahwa matriks kalimat sama dengan matriks gambar. Dilakukan konvolusi dengan filter linier matriks. Ketinggian filter adalah ukuran area filter.



Gambar 3.2 Arsitektur CNN.

3.6. Klasifikasi LSTM

Selanjutnya metode yang akan dibandingkan dengan metode sebelumnya dalam penelitian ini adalah long Short-Term Memory (LSTM). Langkah pertama dalam LSTM adalah informasi apa yang diberikan tentang keadaan sel. Keputusan ini dibuat oleh *sigmoid layer* yang disebut "*hidden gate layer*". Langkah selanjutnya diputuskan informasi baru apa yang disimpan di ruang *cell*. Ini memiliki dua bagian. Pertama, *sigmoid layer* yang disebut "*input gate layer*" memutuskan nilai mana yang diperbarui. Lalu diperbarui status *cell* lama, hingga bisa diputuskan *outputnya* [21].



Gambar 3.3 Arsitektur LSTM.

3.7. Evaluasi

Pada tahap ini bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi dalam membandingkan dua metode yang telah dibuat. Jika kedua metode dengan tingkat akurasi yang tinggi maka klasifikasi yang telah dilakukan sudah efektif. Akurasi tiap kelas (positif dan negatif) diperoleh dengan menghitung jumlah total opini dibagi jumlah total data. Selain tingkat akurasi, diperlukan juga menghitung *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. Dan evaluasi akhir ini akan dilanjutkan menggunakan *confusion matrix* [22].

Tabel 3.4 Confusion Matrix

Confusion Matrix		Nilai Aktual	
		Positif	Negatif
Nilai Prediksi	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

Istilah yang digunakan sebagai berikut:

True positive (TP) : prediksi positif dan keadaan sebenarnya benar

True negative (TN) : prediksi negatif dan keadaan sebenarnya benar

False positif (FP) : prediksi positif dan keadaan sebenarnya salah

False negative (FN) : prediksi negatif dan keadaan sebenarnya salah

Kemudian dapat dihitung nilai performansi dengan rumus-rumus berikut:

a. *Accuracy*

Merupakan nilai rasio data prediksi benar dibandingkan seluruh data.

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (6)$$

b. *Precision*

Merupakan ketepatan antara dua informasi yang diminta jawaban yang diberikan oleh sistem.

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (7)$$

c. *Recall*

Merupakan tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan sebuah jawaban.

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (8)$$

d. *F1-Score*

Merupakan perbandingan dari rata – rata antara presisi dan recall. F1-Score akan membandingkan (FP) dan (FN).

$$F1\ Score = \frac{2 \times (recall \times precision)}{(recall + precision)} \quad (9)$$

DAFTAR PUSTAKA

- [1] DiMaggio, P., Hargittai, E., Neuman, W. R., & Robinson, J. P. (2001). Social implications of the Internet. *Annual review of sociology*, 307-336.
- [2] Medhat, W., Hassan, A., & Korashy, H. (2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams engineering journal*, 5(4), 1093-1113.
- [3] Nurdiansyah, Y., Bukhori, S., & Hidayat, R. (2018, April). Sentiment analysis system for movie review in Bahasa Indonesia using naive bayes classifier method. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1008, No. 1, p. 012011). IOP Publishing.
- [4] Dang, N. C., Moreno-García, M. N., & De la Prieta, F. (2020). Sentiment analysis based on deep learning: A comparative study. *Electronics*, 9(3), 483.
- [5] Ombabi, A. H., Ouarda, W., & Alimi, A. M. (2020). Deep learning CNN–LSTM framework for Arabic sentiment analysis using textual information shared in social networks. *Social Network Analysis and Mining*, 10(1), 1-13.
- [6] Zhang, L., Wang, S., & Liu, B. (2018). Deep learning for sentiment analysis: A survey. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(4), e1253.
- [7] 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.
- [8] Nayoan, R. A. N. (2019). Analisis Sentimen Berbasis Fitur Pada Ulasan Tempat Wisata Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) (Doctoral dissertation, Universitas Islam Indonesia).
- [9] Widayat, W. (2021). Analisis Sentimen Movie Review menggunakan Word2Vec dan metode LSTM Deep Learning. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5(3), 1018-1026.
- [10] Sosa, P. M. (2017). Twitter sentiment analysis using combined LSTM-CNN models. *Eprint Arxiv*, 1-9.

- [11] Murthy, G. S. N., Allu, S. R., Andhavarapu, B., Bagadi, M., & Belusonti, M. (2020). Text based sentiment analysis using LSTM. *Int. J. Eng. Res. Tech. Res.*, 9(05).
- [12] Colón-Ruiz, C., & Segura-Bedmar, I. (2020). Comparing deep learning architectures for sentiment analysis on drug reviews. *Journal of Biomedical Informatics*, 110, 103539.
- [13] Feldman, R. (2013). Techniques and applications for sentiment analysis. *Communications of the ACM*, 56(4), 82-89.
- [14] Moschitti, A., Pang, B., & Daelemans, W. (2014, October). Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). In *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*.
- [15] Jin, Z., Yang, Y., & Liu, Y. (2020). Stock closing price prediction based on sentiment analysis and LSTM. *Neural Computing and Applications*, 32(13), 9713-9729.
- [16] Yassen, M., & Tedmori, S. (2019, April). Movies reviews sentiment analysis and classification. In *2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT)* (pp. 860-865). IEEE.
- [17] Kaur, J., & Buttar, P. K. (2018). A systematic review on stopword removal algorithms. *International Journal on Future Revolution in Computer Science & Communication Engineering*, 4(4), 207-210.
- [18] Gharatkar, S., Ingle, A., Naik, T., & Save, A. (2017, March). Review preprocessing using data cleaning and stemming technique. In *2017 international conference on innovations in information, embedded and communication systems (iciiecs)* (pp. 1-4). IEEE.
- [19] Pan, Q., Dong, H., Wang, Y., Cai, Z., & Zhang, L. (2019). Recommendation of crowdsourcing tasks based on word2vec semantic tags. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2019.
- [20] Liao, S., Wang, J., Yu, R., Sato, K., & Cheng, Z. (2017). CNN for situations understanding based on sentiment analysis of twitter data. *Procedia computer science*, 111, 376-381.

- [21] Olah, C. (2015). Understanding lstm networks.
- [22] Firmanto, A., & Sarno, R. (2018, September). Prediction of movie sentiment based on reviews and score on rotten tomatoes using sentiwordnet. In 2018 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (pp. 202-206). IEEE.