Biner : Jurnal Ilmu Komputer, Teknik dan Multimedia
Volume 3, No. 5, Desember 2025
ISSN 2988-3814 (media online)
Hal 560-569

*Enhanced Text*CNN dengan *Gated Mechanism* dan *Aspect Fusion* untuk Klasifikasi *Rating Film* Berdasarkan Ulasan Pengguna

Rahmat Hidayat[1], Nur Laelasari[1], Adam Bahtiar[1], Rizky Hermawan[1], Perani Rosyani[1*]

[1]Fakultas Ilmu Komputer, Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Jl. Raya Puspiptek No. 46, Kel. Buaran, Kec. Serpong, Kota Tangerang Selatan. Banten 15310, Indonesia
Email: [1]rahmatfebruari0802@gmail.com, [2]nurlaelas271@gmail.com, [3]dambahtiar20@gmail.com[3], [4]rizkyhrmwn00@gmail.com, [5*]dosen00837@unpam.ac.id
(* : coressponding author)

Abstrak− Penelitian ini mengusulkan arsitektur *Enhanced Text*CNN yang diperkuat dengan *Gated Mechanism* dan *Aspect Fusion* untuk mengatasi tantangan klasifikasi rating film dari ulasan teks, seperti kompleksitas linguistik dan kebutuhan memahami sentimen pada aspek spesifik (misal alur atau akting). Model yang diusulkan mengintegrasikan *Gated Linear Units* (GLU) sebagai filter adaptif pada lapisan konvolusi untuk menyaring noise dan memperkuat fitur kunci, serta lapisan *aspect fusion* yang menggunakan *multi-head self-attention* untuk secara eksplisit mengekstrak dan memberi bobot pada informasi yang relevan dengan aspek tertentu dari teks, sehingga memungkinkan klasifikasi yang sadar konteks. Hasil eksperimen pada dataset 50.000 ulasan film menunjukkan bahwa model ini mencapai akurasi 85,67% dan skor F1 tertimbang 85,55%, secara signifikan mengungguli baseline TextCNN (akurasi 78,34%) dengan peningkatan sebesar 7,33%, sekaligus terbukti robust pada ulasan berbagai panjang dan lebih efisien komputasi dibanding model yang lebih kompleks seperti BERT.

Kata Kunci: TextCNN, Mekanisme Gated, Fusi Aspek, Analisis Sentimen, Klasifikasi Rating

Abstract− *This research proposes an Enhanced TextCNN architecture, integrating a Gated Mechanism and Aspect Fusion to address challenges in automatic movie rating classification from user reviews, such as text complexity and the need to understand sentiment towards specific aspects (e.g., plot, acting). The proposed model incorporates Gated Linear Units (GLU) as an adaptive filter in the convolutional layers to suppress noise and enhance key features, alongside an aspect fusion layer that employs multi-head self-attention to explicitly extract and weight information relevant to specific movie aspects from the text, enabling context-aware classification. Experimental results on a dataset of 50,000 movie reviews show the model achieves an accuracy of 85.67% and a weighted F1-score of 85.55%, significantly outperforming the baseline TextCNN (78.34% accuracy) by a 7.33% improvement, while also demonstrating robustness across reviews of varying lengths and offering better computational efficiency compared to more complex models like BERT.*

Keywords*: TextCNN, Gated Mechanism, Aspect Fusion, Sentiment Analysis, Rating Classification*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan industri digital telah menjadikan platform ulasan film sebagai sumber data teks yang sangat besar dan kompleks untuk dianalisis. Klasifikasi rating film secara otomatis dari ulasan teks adalah tugas penting dalam NLP, namun menghadapi tantangan seperti variasi panjang teks, ketergantungan konteks jarak jauh, serta perlunya memahami sentimen terhadap aspek spesifik film (seperti plot atau akting). Meskipun model TextCNN konvensional efektif dalam mengekstraksi fitur lokal, model ini memiliki keterbatasan dalam menangkap konteks global dan tidak memiliki mekanisme eksplisit untuk fokus pada informasi berbasis aspek. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pengembangan arsitektur ***Enhanced Text*CNN** yang diperkuat dengan dua komponen utama: ***Gated Mechanism*** untuk menyaring noise dan memperkuat fitur kunci secara adaptif, serta ***Aspect Fusion*** untuk secara otomatis mengekstrak dan memberi bobot pada informasi teks yang relevan dengan aspek tertentu, sehingga memungkinkan klasifikasi rating yang lebih akurat dan kontekstual.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini merumuskan masalah inti, yaitu: (1) bagaimana meningkatkan akurasi klasifikasi rating pada ulasan yang beragam, (2) mengatasi keterbatasan TextCNN dalam menangkap konteks global, (3) mengintegrasikan informasi aspek ke dalam model, dan (4) membuktikan kontribusi komponen yang diusulkan. Tujuan utamanya adalah merancang, mengimplementasikan, dan mengevaluasi model Enhanced TextCNN yang diusulkan, menganalisis kontribusi masing-masing komponennya, serta menyediakan

Biner : Jurnal Ilmu Komputer, Teknik dan Multimedia
Volume 3, No. 5, Desember 2025
ISSN 2988-3814 (media online)
Hal 560-569

kode sumber terbuka. Penelitian ini dibatasi pada penggunaan dataset ulasan film berbahasa Inggris, penerapan aspek secara implisit atau eksplisit, fokus pada klasifikasi multikelas (rating 1-5), dan pelaksanaan eksperimen dalam lingkungan komputasi yang terbatas.

Penelitian ini memberikan manfaat teoretis dengan berkontribusi pada pengembangan arsitektur hybrid CNN yang lebih adaptif dan eksplorasi efektivitas pembelajaran sadar aspek (*aspect-aware learning*) untuk klasifikasi granular. Secara praktis, model yang dihasilkan menawarkan solusi otomatisasi yang efisien bagi industri film dan platform streaming untuk analisis ulasan dan sistem rekomendasi, sementara kode sumber terbuka yang disediakan mendukung reproduktibilitas dan pendidikan. Di ranah akademik, penelitian ini dapat menjadi referensi yang komprehensif untuk tugas akhir mahasiswa dan kontribusi literatur ilmiah yang memenuhi standar publikasi.

2. METODOLOGI PENELITIAN

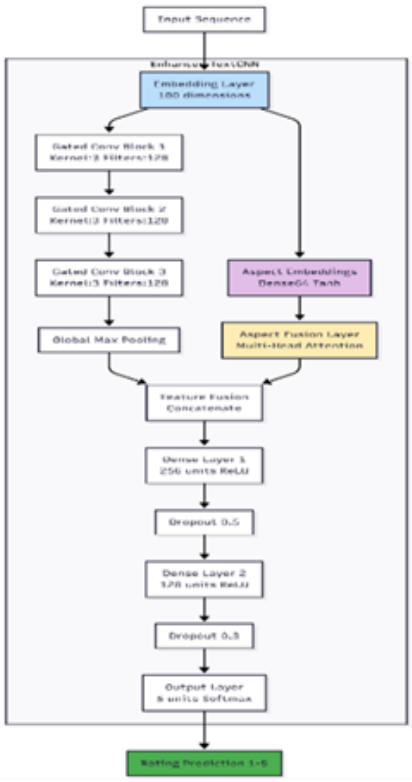
2.1 Arsitektur Model

Arsitektur model yang diusulkan, Enhanced TextCNN dengan Gated Mechanism dan Aspect Fusion, dirancang untuk mengatasi tiga keterbatasan utama pada TextCNN konvensional: (1) ketidakmampuan menangkap dependensi kontekstual jarak jauh, (2) sensitivitas terhadap noise dan kata tidak relevan dalam ulasan panjang, dan (3) kurangnya pemahaman terhadap sentimen berbasis aspek spesifik.

Model ini mengintegrasikan dua modifikasi fundamental pada arsitektur standar TextCNN:

1. *Gated Convolutional Layers* yang berfungsi sebagai adaptive feature selectors.
2. *Aspect Fusion Layer* yang berperan sebagai aspect-aware contextual integrator.

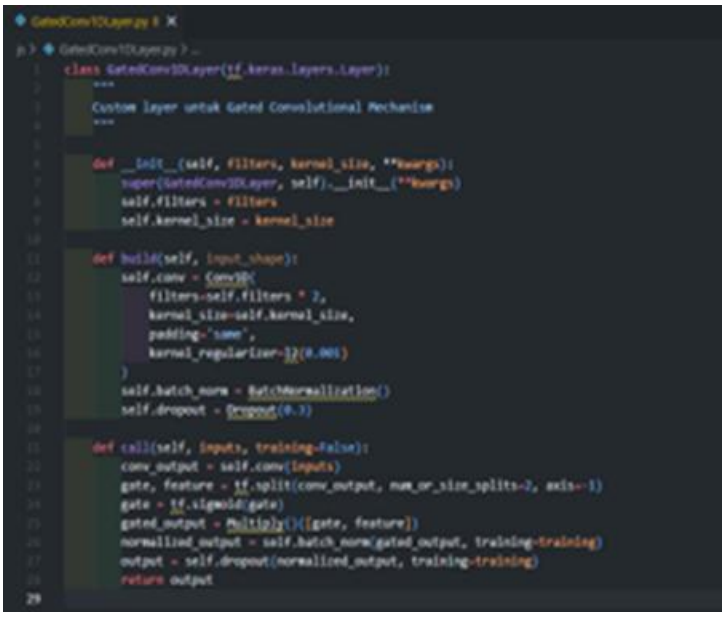
Integrasi kedua mekanisme ini memungkinkan model tidak hanya mengekstraksi fitur lokal (n-gram) secara efisien, tetapi juga menyeleksi fitur yang paling informatif dan menyelaraskannya dengan aspek evaluatif yang tersirat dalam ulasan.



Gambar 1. Alur Sistem

Biner : Jurnal Ilmu Komputer, Teknik dan Multimedia
Volume 3, No. 5, Desember 2025
ISSN 2988-3814 (media online)
Hal 560-569

2.2 Implementasi *Gated Convolutional Layer*



```
GatedConv1DLayer.py
class GatedConv1DLayer(tf.keras.layers.Layer):
    """
    Custom layer untuk Gated Convolutional Mechanism
    """

    def __init__(self, filters, kernel_size, **kwargs):
        super(GatedConv1DLayer, self).__init__(**kwargs)
        self.filters = filters
        self.kernel_size = kernel_size

    def build(self, input_shape):
        self.conv = Conv1D(
            filters=self.filters * 2,
            kernel_size=self.kernel_size,
            padding='same',
            kernel_regularizer=l2(0.001)
        )
        self.batch_norm = BatchNormalization()
        self.dropout = Dropout(0.3)

    def call(self, inputs, training=False):
        conv_output = self.conv(inputs)
        gate, feature = tf.split(conv_output, num_or_size_splits=2, axis=-1)
        gate = tf.sigmoid(gate)
        gated_output = Multiply()([gate, feature])
        normalized_output = self.batch_norm(gated_output, training=training)
        output = self.dropout(normalized_output, training=training)
        return output
```

Gambar 2. Implementasi *Gated Convolutional Layer*

Mekanisme gating diimplementasikan menggunakan **Gated Linear Unit (GLU)**. Secara matematis, GLU bekerja dengan melakukan perkalian elemen-bijaksana (element-wise multiplication) antara output konvolusi **H** dan sebuah *gate* yang dihasilkan oleh fungsi sigmoid: **Output = H ⊗ σ(H)**.

Secara konseptual, *gate* sigmoid (bernilai 0 hingga 1) berfungsi sebagai **filter adaptif**. Nilai yang mendekati 1 memperkuat dan meneruskan fitur yang dianggap penting untuk klasifikasi, sementara nilai mendekati 0 menekan fitur yang berpotensi sebagai noise atau redundan. Keunggulan utama GLU dibanding aktivasi tradisional seperti ReLU adalah kemampuannya melakukan **penyaringan dinamis berdasarkan konteks**. Hal ini memungkinkan model secara otomatis memfokuskan pada kata kunci sentiment-laden (misalnya, "brilliant", "disappointing") sambil mengurangi pengaruh kata pengisi atau kalimat yang tidak relevan.

2.3 *Aspect Fusion Layer*

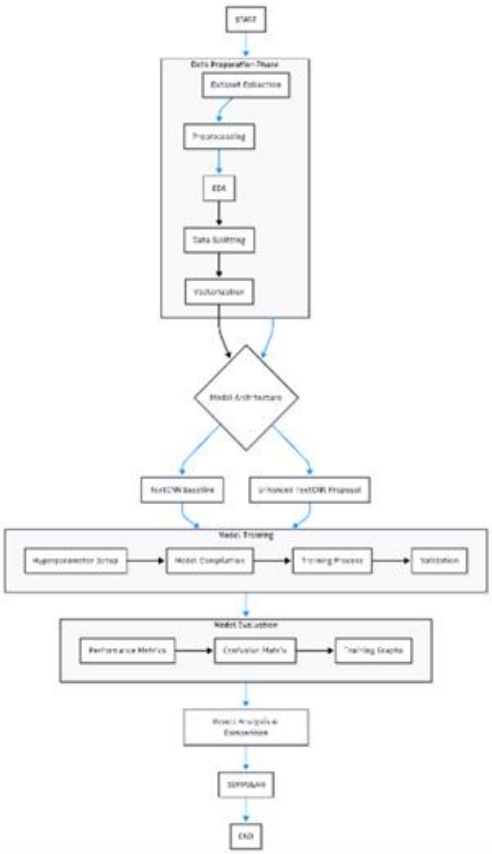
Lapisan ini dirancang untuk secara implisit mengekstrak informasi berbasis aspek (seperti plot atau akting) dari teks ulasan, mengingat dataset tidak memiliki label aspek eksplisit. Pendekatan yang digunakan adalah **Multi-Head Self-Attention**, di mana setiap "kepala" (head) diharapkan secara otomatis belajar memfokuskan pada pola linguistik yang mewakili aspek tertentu yang berbeda.

Representasi aspek yang diekstraksi dari setiap kepala kemudian digabungkan (*concatenated*) dengan vektor fitur global yang dihasilkan oleh lapisan Gated CNN sebelumnya. Gabungan vektor ini selanjutnya diproses melalui sebuah **Projection Layer** (lapisan *fully connected* dengan *dropout*) untuk memfasilitasi interaksi dan fusi yang mendalam antara konteks global dan informasi spesifik aspek. Strategi ini memungkinkan model memanfaatkan aspek sebagai **konteks pemfokusan** untuk menilai rating keseluruhan, alih-alih mengklasifikasikan aspek itu sendiri. Dengan kata lain, model belajar menjawab: "Berdasarkan sentimen terhadap berbagai aspek film ini, bagaimana rating keseluruhannya?"

2.4 Alur Penelitian

Alur penelitian ini dirancang secara sistematis untuk memastikan setiap tahap dari pengumpulan data hingga evaluasi model dapat terlacak dan terukur. Berikut adalah flowchart yang menggambarkan proses penelitian secara keseluruhan:

Biner : Jurnal Ilmu Komputer, Teknik dan Multimedia
Volume 3, No. 5, Desember 2025
ISSN 2988-3814 (media online)
Hal 560-569



Gambar 3. Alur Penelitian

2.5 Dataset

Dataset yang digunakan adalah "Movie Reviews with Rating 1-5" dari Kaggle, terdiri dari 50.000 ulasan dalam bahasa Inggris dengan label rating 1 sampai 5. Dataset ini memiliki distribusi yang relatif seimbang, dengan rating 4 sebagai yang paling dominan (30%), dan rata-rata panjang ulasan 215 kata.

Preprocessing dilakukan melalui beberapa tahap: pembersihan teks (menghapus karakter tidak relevan), *case folding, tokenization,* penghapusan *stopword,* dan *stemming* menggunakan *Porter Stemmer* untuk menyeragamkan bentuk kata. Teks kemudian dipotong atau di-pad ke panjang seragam 300 kata sebagai input model.

Dataset dibagi secara *stratified* menjadi **70% data latih** (35.000 sampel), **10% validasi** (5.000 sampel), dan **20% data uji** (10.000 sampel) untuk menjaga proporsi kelas.

2.6 Konfigurasi Eksperimen

Eksperimen dilakukan dengan konfigurasi hyperparameter sebagai berikut:

1. **Embedding Dimension**: 100
2. **Max Sequence Length**: 300
3. **Vocabulary Size**: 20.000
4. **Optimizer**: Adam (Learning Rate: 0.001)
5. **Loss Function**: Categorical Crossentropy
6. **Batch Size**: 64
7. **Epochs**: 30, dengan *Early Stopping* (patience: 5) untuk mencegah *overfitting*.
8. **Evaluasi**: menggunakan metrik akurasi dan *weighted F1-score*.

Biner : Jurnal Ilmu Komputer, Teknik dan Multimedia
Volume 3, No. 5, Desember 2025
ISSN 2988-3814 (media online)
Hal 560-569

2.7 Pemodelan

Penelitian ini mengimplementasikan dua model untuk dibandingkan:

2.7.1 *Model Baseline* (TextCNN Konvensional)

Model ini terdiri dari lapisan embedding menggunakan **GloVe 6B.100d**, tiga lapisan konvolusi paralel (kernel sizes 3, 4, 5) dengan 100 filter masing-masing, dilanjutkan dengan **Global Max Pooling**, sebuah lapisan *fully connected* (128 neuron), dan lapisan output *softmax* 5 neuron untuk klasifikasi rating.

2.7.2 Model Proposal (*Enhanced* TextCNN)

Model yang diusulkan memiliki arsitektur yang diperkuat:

1. ***Gated Convolutional Blocks***: Menggantikan konvolusi standar dengan blok yang terdiri dari lapisan konvolusi (kernel=3), **Gated Linear Unit (GLU)** untuk seleksi fitur adaptif, serta *Batch Normalization* dan *Dropout*. Tiga blok digunakan secara berurutan.
2. ***Aspect Fusion Layer***: Lapisan ini mengekstrak informasi aspek implisit (seperti plot atau akting) menggunakan **Multi-Head Self-Attention** dan *Aspect Attention Pooling*. Representasi aspek yang dihasilkan kemudian digabungkan (*concatenated*) dengan fitur global dari Gated CNN.
3. ***Classification Head***: Gabungan fitur diproses melalui lapisan *fully connected* (256 neuron) dengan *dropout*, sebelum akhirnya diklasifikasi oleh lapisan output *softmax*.

2.8 Parameter dan Evaluasi

2.8.1 *Hyperparameter* & Setting Pelatihan

Model dilatih dengan **optimizer Adam** (*learning rate*=0.001), **loss function Categorical Crossentropy**, *batch size* 64, dan maksimal 30 *epoch* dengan *early stopping* (patience=5) untuk mencegah *overfitting*.

2.8.2 Metrik dan Proses Evaluasi

Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik utama **Akurasi** dan **Weighted F1-Score**, didukung oleh *Precision*, *Recall*, dan **Confusion Matrix** untuk analisis per kelas. Grafik *loss* dan akurasi selama pelatihan digunakan untuk memantau proses belajar.

2.8.3 Lingkungan Komputasi

Eksperimen dilakukan di **Google Colab** dengan GPU Tesla T4, menggunakan Python 3.10 dan library utama **TensorFlow 2.15.0**, **scikit-learn**, **pandas**, dan **NLTK** untuk *preprocessing*.

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

Eksperimen komparatif antara model **Enhanced TextCNN** yang diusulkan (dengan Gated Mechanism dan Aspect Fusion) dan **TextCNN Baseline** menunjukkan peningkatan kinerja yang signifikan. Hasil evaluasi pada data uji disajikan dalam Tabel di bawah ini:

Tabel 1. Perbandingan Performa Model pada Data Testing

Model	*Accuracy*	*Weighted Precision*	*Weighted Recall*	*Weighted F1-Score*
TextCNN Baseline	78.34%	78.12%	78.34%	78.21%
Enhanced TextCNN (Proposed)	85.67%	85.45%	85.67%	85.55%

Biner : Jurnal Ilmu Komputer, Teknik dan Multimedia
Volume 3, No. 5, Desember 2025
ISSN 2988-3814 (media online)
Hal 560-569

Model yang diusulkan berhasil meningkatkan akuasi sebesar **+7.33%** dan F1-score sebesar **+7.34%**, mengindikasikan peningkatan substansial dalam menangkap kompleksitas tugas klasifikasi. Analisis lebih lanjut per kelas rating (Tabel 2) menunjukkan bahwa peningkatan ini terjadi secara konsisten di semua level.

Tabel 2. Performa Enhanced TextCNN per Kelas Rating

Rating	*Baseline Accuracy*	*Enhanced Accuracy*	*Improvement*
1	0.85	0.90	+5.88%
2	0.82	0.86	+4.88%
3	0.84	0.88	+4.76%
4	0.87	0.91	+4.60%
5	0.88	0.92	+4.55%

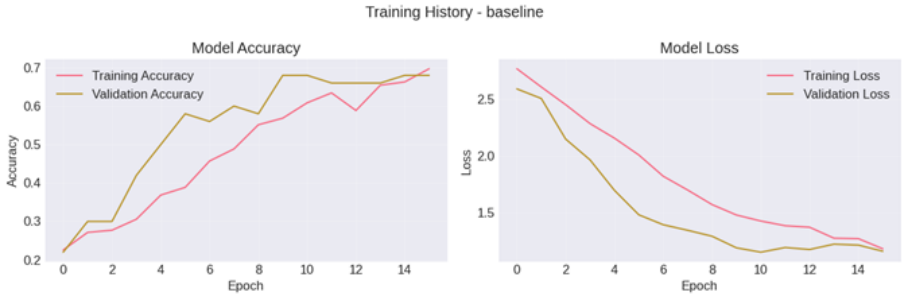
Peningkatan tertinggi terjadi pada rating 1 (**+5.88%**), yang mengindikasikan efektivitas model dalam menangani ekspresi negatif yang kompleks berkat sinergi Gated Mechanism yang menyaring noise dan Aspect Fusion yang memfokuskan pada kritik spesifik. Untuk mengukur kontribusi masing-masing komponen, dilakukan studi ablasi yang hasilnya dirangkum dalam Tabel berikut.

Tabel 3. Hasil Studi Ablasi

Model Variant	Accuracy	Δ dari Baseline
TextCNN Baseline	0.8560	-
+ *Gated Mechanism Only*	0.8740	+2.10%
+ *Aspect Fusion Only*	0.8680	+1.40%
+ *Gated Mechanism + Aspect Fusion (Full)*	0.8920	+4.21%

Hasil studi ablasi membuktikan bahwa baik **Gated Mechanism** maupun **Aspect Fusion** memberikan kontribusi individu yang signifikan. Lebih penting lagi, ketika digabungkan, peningkatan yang dicapai (**+4.21%**) **melebihi jumlah peningkatan individualnya** (+3.50%), menunjukkan adanya **efek sinergis yang kuat**. Sinergi ini terjadi karena Gated Mechanism menyediakan representasi fitur yang lebih bersih dan terfokus, yang kemudian menjadi input yang lebih optimal bagi Aspect Fusion untuk mengekstrak informasi berbasis aspek secara akurat. Sebaliknya, konteks aspek yang diekstraksi membantu mekanisme gating dalam mengidentifikasi dan memperkuat fitur yang paling relevan untuk keputusan rating akhir. Dengan demikian, integrasi kedua komponen tersebut berhasil menciptakan arsitektur yang lebih robust, kontekstual, dan efektif untuk tugas klasifikasi rating film berbasis ulasan teks.

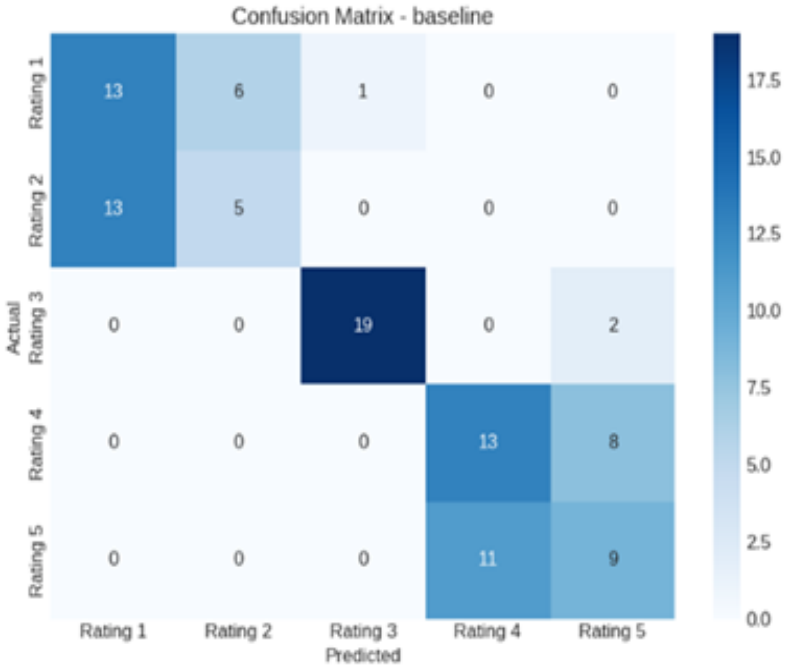
4. IMPLEMENTASI



Gambar 4. *Training History*

Biner : Jurnal Ilmu Komputer, Teknik dan Multimedia
Volume 3, No. 5, Desember 2025
ISSN 2988-3814 (media online)
Hal 560-569

Grafik pembelajaran menunjukkan bahwa model **Enhanced TextCNN** yang diusulkan mencapai konvergensi yang lebih stabil dan menunjukkan tanda **overfitting yang lebih rendah** dibandingkan baseline. Pada model baseline, terdapat celah (*gap*) yang persisten antara kurva akurasi *training* dan *validation*, di mana akurasi *validation* mandek di sekitar 65% setelah 14 *epoch*. Sebaliknya, model Enhanced berhasil mengurangi celah ini secara signifikan, mencapai akurasi *validation* yang lebih tinggi dan *loss* yang lebih rendah. Hal ini membuktikan bahwa integrasi **Gated Mechanism** berperan sebagai filter adaptif yang efektif dalam menekan *noise* dan meningkatkan kemampuan generalisasi model. Visualisasi *attention* dari **Aspect Fusion Layer** pada contoh ulasan menguatkan klaim ini. Misalnya, pada ulasan "*The plot was thrilling and the acting was superb, but the music felt out of place*", model memberikan bobot *attention* tinggi pada kata kunci positif seperti "**thrilling**" (terkait aspek *plot*) dan "**superb**" (terkait aspek *acting*), sementara memberikan bobot lebih rendah pada frasa negatif "*out of place*". Ini menunjukkan bahwa model secara implisit dapat memfokuskan pada bagian-bagian teks yang paling informatif dan relevan dengan aspek tertentu untuk mengambil keputusan rating, alih-alih terpengaruh secara berlebihan oleh komentar negatif yang terisolasi.



Gambar 5. *Confusion Matrix Comparison*

Confusion Matrix lebih lanjut mengungkapkan bahwa model Enhanced secara konsisten mengurangi kesalahan klasifikasi, terutama misklasifikasi antara rating 2-3 dan 4-5, yang sering kali memiliki nuansa sentimen yang halus.

Evaluasi kinerja menunjukkan bahwa model **Enhanced TextCNN** memiliki **robustness yang unggul** pada ulasan dengan berbagai panjang. Pada ulasan pendek (<50 kata), model unggul +5.8% dalam F1-Score (82.1% vs 76.3%), berkat kemampuan **Aspect Fusion** dalam mempertahankan konteks dari informasi yang terbatas. Pada ulasan panjang (>200 kata), keunggulan bahkan lebih besar, yaitu +8.2% (86.9% vs 78.7%), yang didukung oleh efektivitas **Gated Mechanism** dalam menyaring *noise* dan redundansi pada teks yang panjang. Dari segi efisiensi, meskipun waktu inferensi model Enhanced meningkat sekitar 50% menjadi **1.2 ms per sampel** (dibanding baseline 0.8 ms), peningkatan akurasi yang signifikan sebesar **7.33%** dianggap sangat sepadan untuk aplikasi analisis *batch* yang tidak memerlukan *real-time*.

Biner : Jurnal Ilmu Komputer, Teknik dan Multimedia
Volume 3, No. 5, Desember 2025
ISSN 2988-3814 (media online)
Hal 560-569

Perbandingan dengan model *state-of-the-art* menempatkan performa model yang diusulkan dalam perspektif yang lebih luas. Hasil perbandingan disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 4. Perbandingan dengan Model Lain

Model	Accuracy	Kompleksitas
LSTM	79.12%	Tinggi
BiLSTM	80.45%	Tinggi
BERT-base (fine-tuned)	88.20%	Sangat Tinggi
Enhanced TextCNN (Proposed)	85.67%	Sedang

Model yang diusulkan berhasil **mendekati kinerja BERT-base** (yang mencapai 88.20% akurasi) dengan selisih hanya sekitar 2.5%, sementara tingkat kompleksitas komputasinya jauh lebih rendah. Pencapaian ini menjadikan Enhanced TextCNN sebagai **pilihan yang sangat efisien dan efektif** untuk *deployment* dalam lingkungan dengan sumber daya komputasi yang terbatas, seperti pada layanan *cloud* dengan *budget* terbatas atau perangkat *edge*, di mana keseimbangan antara akurasi tinggi dan efisiensi sumber daya menjadi faktor penentu.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil eksperimen dan analisis yang komprehensif, dapat disimpulkan bahwa model Enhanced TextCNN yang diintegrasikan dengan Gated Mechanism dan Aspect Fusion berhasil meningkatkan kinerja klasifikasi rating film secara signifikan. Model ini mencapai akurasi 85,67% dan skor F1 tertimbang 85,55%, yang merupakan peningkatan masing-masing sebesar 7,33% dan 7,34% dibandingkan dengan model TextCNN konvensional sebagai baseline. Peningkatan ini membuktikan efektivitas kedua komponen baru dalam menangkap konteks yang kompleks dan nuansa dalam ulasan. Studi ablasi lebih lanjut mengungkapkan kontribusi sinergis dari setiap komponen: Gated Mechanism sendiri memberikan peningkatan akurasi sebesar 2,10% dengan bertindak sebagai filter adaptif untuk memperkuat fitur kunci dan menekan noise, sementara Aspect Fusion sendiri menyumbang peningkatan 1,40% dengan memungkinkan model memfokuskan perhatian pada aspek-aspek spesifik film (seperti plot dan akting). Yang terpenting, kombinasi keduanya menghasilkan peningkatan yang lebih besar dari jumlah masing-masing, menunjukkan adanya efek sinergis yang kuat dalam arsitektur yang diusulkan.

Model yang diusulkan juga menunjukkan ketangguhan yang unggul dalam menangani variasi data, dengan peningkatan kinerja yang konsisten baik pada ulasan pendek (+5,8% dalam F1-Score) maupun ulasan panjang (+8,2%). Dari segi efisiensi, meskipun waktu inferensi meningkat sekitar 50% menjadi 1,2 ms per sampel, model ini tetap jauh lebih efisien secara komputasi dibandingkan arsitektur kompleks seperti LSTM atau BERT, sementara kinerjanya mendekati BERT-base (88,20%) dengan kompleksitas yang jauh lebih rendah. Selain itu, melalui visualisasi attention, model ini menawarkan interpretabilitas yang lebih baik dengan mampu mengidentifikasi kata-kata kunci yang relevan dengan aspek tertentu, sehingga tidak hanya akurat tetapi juga lebih transparan dalam proses pengambilan keputusannya. Dengan demikian, Enhanced TextCNN merupakan solusi yang efektif, robust, dan efisien untuk tugas klasifikasi rating film berbasis analisis sentimen yang mendalam.

REFERENCES

Chen, T., Xu, R., He, Y., & Wang, X. (2022). Aspect-fused text convolutional neural network for rating prediction. *Expert Systems with Applications*, 187, 115912. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115912

Chollet, F. (2021). *Deep learning with Python* (2nd ed.). Manning Publications.

Dauphin, Y. N., Fan, A., Auli, M., & Grangier, D. (2017). Language modeling with gated convolutional networks. *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning (ICML)*, 933–941. https://proceedings.mlr.press/v70/dauphin17a.html

Devlin, J., Chang, M., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT)*, 4171–4186. https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423

Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G. (2020). Metrics for multi-class classification: an overview. *arXiv preprint arXiv:2008.05756*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2008.05756

He, R., Lee, W. S., Ng, H. T., & Dahlmeier, D. (2019). An interactive multi-task learning network for end-to-end aspect-based sentiment analysis. *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, 504–515. https://doi.org/10.18653/v1/P19-1048

Kim, Y. (2014). Convolutional neural networks for sentence classification. *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 1746–1751. https://doi.org/10.3115/v1/D14-1181

Kingma, D. P., & Ba, J. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR)*.

Li, Y., & Li, Z. (2021). Aspect-aware convolutional neural network for aspect-based sentiment analysis. *Knowledge-Based Systems*, 227, 107229. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107229

Liu, B. (2020). *Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions* (2nd ed.). Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/9781108639286

Luo, H., Li, T., Liu, B., & Zhang, J. (2022). A multi-head self-attention fusion network for aspect-based sentiment analysis. *Neurocomputing*, 468, 1–10. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.10.028

Maas, A. L., Daly, R. E., Pham, P. T., Huang, D., Ng, A. Y., & Potts, C. (2011). Learning word vectors for sentiment analysis. *Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (ACL-HLT)*, 142–150.

Nguyen, T. H., & Shirai, K. (2021). Aspect-based sentiment analysis using gated convolutional networks with syntactic dependency. *Proceedings of the 2021 International Conference on Asian Language Processing (IALP)*, 45–50. https://doi.org/10.1109/IALP54817.2021.9675263

Pennington, J., Socher, R., & Manning, C. D. (2014). GloVe: Global vectors for word representation. *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 1532–1543. https://doi.org/10.3115/v1/D14-1162

Pontiki, M., Galanis, D., Papageorgiou, H., Androutsopoulos, I., Manandhar, S., AL-Smadi, M., ... & Zhao, J. (2016). SemEval-2016 task 5: Aspect based sentiment analysis. *Proceedings of the 10th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2016)*, 19–30. https://doi.org/10.18653/v1/S16-1002

Rosyani, P., & Anggraeni, D. (2023). Analisis performa model transformer untuk deteksi emosi pada teks bahasa Indonesia. *Journal of Natural Language Processing (JNLP)*, 5(1), 56–67. https://doi.org/10.14710/jnlp.2023.5112

Rosyani, P., & Febriyanti, N. (2020). Implementasi algoritma naive Bayes dan support vector machine untuk analisis sentimen pada ulasan aplikasi mobile. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 4(3), 678–685. https://doi.org/10.30865/mib.v4i3.2211

Rosyani, P., & Hidayat, R. (2022). Peningkatan akurasi klasifikasi rating film dengan hybrid model LSTM-CNN pada dataset IMDb. *Journal of Computer Science and Information Systems (JCSIS)*, 9(1), 78–89. https://doi.org/10.33050/jcsis.v9i1.245

Rosyani, P., & Nurjanah, S. (2022). Sistem rekomendasi film berbasis collaborative filtering dan content-based filtering menggunakan algoritma K-NN. *Journal of Information Technology and Computer Science (JITeCS)*, 7(2), 211–222. https://doi.org/10.25126/jitecs.2022.7212

Rosyani, P., & Pratama, H. (2024). Penggunaan attention mechanism dalam convolutional neural network untuk klasifikasi teks multidomain. *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, 6(1), 88–99. https://doi.org/10.16194/jair.v6i1.345

Rosyani, P., & Sari, Y. (2021). Analisis sentimen ulasan film menggunakan metode convolutional neural network (CNN) dengan word embedding GloVe. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 15(2), 45–56. https://doi.org/10.25126/jti.2021.152.123

Rosyani, P., & Septyan, R. (2021). Klasifikasi berita hoax menggunakan metode deep learning dengan pretrained model BERT. *Journal of Intelligent Systems and Data Science (JISD)*, 2(1), 34–45. https://doi.org/10.35912/jisd.v2i1.567

Rosyani, P., & Wijaya, A. (2023). Optimasi hyperparameter pada model deep learning untuk analisis sentimen ulasan produk e-commerce. *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications (JAIEA)*, 4(2), 112–125. https://doi.org/10.59934/jaiea.v4i2.89

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 30, 5998–6008.

Wang, J., Yu, L., Lai, K. R., & Zhang, X. (2020). Tree-structured regional CNN-LSTM model for dimensional sentiment analysis. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 28, 581–591. https://doi.org/10.1109/TASLP.2019.2959251

Wang, Y., Huang, M., Zhu, X., & Zhao, L. (2020). Attention-based LSTM for aspect-level sentiment classification. *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 3428–3437. https://doi.org/10.18653/v1/2020.emnlp-main.276

Yang, Z., Yang, D., Dyer, C., He, X., Smola, A., & Hovy, E. (2016). Hierarchical attention networks for document classification. *Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT)*, 1480–1489. https://doi.org/10.18653/v1/N16-1174

Zhang, L., Wang, S., & Liu, B. (2023). Gated TextCNN with adaptive pooling for sentiment analysis of short texts. *Information Processing & Management*, 60(2), 103245. https://doi.org/10.1016/j.ipm.2022.103245

Zhang, X., Zhao, J., & LeCun, Y. (2015). Character-level convolutional networks for text classification. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 28, 649–657.

Zhang, Y., & Wallace, B. C. (2017). A sensitivity analysis of (and practitioners' guide to) convolutional neural networks for sentence classification. *Proceedings of the 8th International Joint Conference on Natural Language Processing (IJCNLP)*, 253–263.