

**KLASIFIKASI UJARAN KEBENCIAN MENGGUNAKAN
ARSITEKTUR *TRANSFORMER*, CNN, DAN GRU**

SKRIPSI

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar
Sarjana Matematika**

Oleh:

MUHAMMAD ARYA ALL FAJRI

NIM. 0801128126062



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN
ALAM UNIVERSITAS SRIWIJAYA**

2025

LEMBAR PENGESAHAN

**KLASIFIKASI UJARAN KEBENCIAN MENGGUNAKAN
ARSITEKTUR *TRANSFORMER*, CNN, DAN GRU**

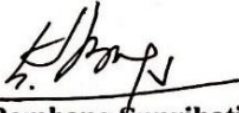
SKRIPSI

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar
Sarjana Matematika**

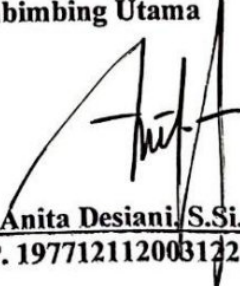
Oleh

**MUHAMMAD ARYA ALL FAJRI
NIM. 08011282126062**


Pembimbing Kedua


Dr. Bambang Suprihatin, S.Si., M.Si.
NIP. 197101261994121001

**Indralaya, 17 Maret 2025
Pembimbing Utama**


Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom.
NIP. 197712112003122002

**Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika**


Dr. Dian Cahyawati S, S.Si., M.Si.
NIP. 197303212000122001

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Muhammad Arya All Fajri

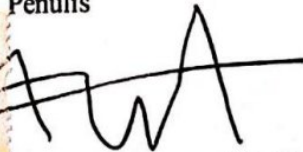
NIM : 08011282126062


Jurusan : Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil karya ilmiah saya sendiri dan karya ilmiah ini belum pernah diajukan sebagai pemenuhan persyaratan untuk memperoleh gelar kesarjanaan strata satu (S1) dari Universitas Sriwijaya maupun perguruan tinggi lain. Semua informasi yang dimuat didalam skripsi ini yang berasal dari penulis lain baik yang dipublikasi atau tidak telah diberikan penghargaan dengan mengutip nama sumber penulis baik yang secara benar. Semua isi dari skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya sebagai penulis.

Demikianlah surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Indralaya, 17 Maret 2025
Penulis

Muhammad Arya All Fajri
NIM. 08011282126062



HALAMAN PERSEMBAHAN

Kupersembahkan skripsi ini untuk:

Yang Maha Kuasa Allah Subhanahu Wa Ta'ala,

Orang tuaku yang sangat kucinta,

Adik-adikku tersayang,

Keluarga Besarku,

Semua Guru dan Dosenku,

Teman baik yang kubanggakan,

Almamaterku

Motto

“Berkonsolidasi untuk menjadi yang teratas”

- Muhammad Arya All Fajri

KATA PENGANTAR

Puji syukur atas kehadiran Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi berjudul “Klasifikasi Ujaran Kebencian menggunakan Arsitektur *Transformer*, CNN, dan GRU” sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Sains bidang studi Matematika di FMIPA Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini tidak mungkin terselesaikan tanpa adanya semangat, dukungan, bantuan, bimbingan dan nasihat yang diberikan berbagai pihak selama proses penyusunan ini berlangsung. Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada orang tua tercinta, Ibuku **Fenti Octavia** dan Ayahku **Redi Junison** yang tidak pernah berhenti berjuang dan memberikan yang terbaik untukku sebagai putranya. Terima kasih karena tak pernah lelah mendidik, menasehati, membimbing, mendukung dan terus mendoakan. Penulis juga ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada sebesar-besarnya dan penghargaan setinggi-tingginya kepada:

1. Bapak **Prof. Hermansyah, S.Si., M.Si., Ph.D** selaku Dekan Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya.
2. Ibu **Dr. Dian Cahyawati.S, S.Si., M.Si** dan Ibu **Des Alwine Zayanti, S.Si., M.Si** selaku Ketua Jurusan dan Sekretaris Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah membimbing dan mengarahkan dalam urusan akademik selama menempuh perkuliahan di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya.

3. Ibu **Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom** dan Bapak **Dr. Bambang Suprihatin, S.Si., M.Si** selaku dosen pembimbing utama dan pendamping yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk memberikan bimbingan, arahan, dan didikan berharga selama proses pembuatan skripsi, perlombaan, dan proses perkuliahan.
4. Ibu **Novi Rustiana Dewi, S.Si., M.Si.** dan Ibu **Dr. Evi Yuliza, S.Si., M.Si.** selaku dosen pembahas dan penguji yang telah memberikan tanggapan, kritik, dan saran yang sangat bermanfaat untuk perbaikan dan penyelesaian skripsi ini.
5. Ibu **Oki Dwipurwani, S.Si., M.Si.** selaku dosen pembimbing akademik yang telah membimbing dan mengarahkan urusan akademik penulis.
6. **Seluruh Dosen di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya** yang telah memberikan ilmu, motivasi, serta bimbingan selama proses perkuliahan.
7. Bapak **Irwansyah** dan Ibu **Hamidah** selaku staf administrasi di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah membantu penulis selama perkuliahan.
8. Semua sahabat seperjuangan **Komputasi 2021** selama masa perkuliahan dan proses skripsi. Kakak-kakak tingkat yang telah membantu dan membagikan ilmunya kepada penulis, serta adik-adik tingkat yang selama masa perkuliahan dan proses skripsi telah memberikan kesan yang baik.
9. Adik-adikku tersayang **Rahman Novirizal Iskandar** dan **Rizki Wijaya** yang terus memberikan semangat dan dukungan.

10. Semua pihak yang yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah memberikan bantuan dalam menyelesaikan skripsi ini. Semoga segala kebaikan yang diberikan, mendapat balasan terbaik dari Allah SWT.

Semoga skripsi ini dapat menambah pengetahuan dan bermanfaat bagi mahasiswa/i Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya dan semua pihak yang memerlukan.

Indralaya, Maret 2025

Penulis

HATE SPEECH CLASSIFICATION USING TRANSFORMER, CNN, AND GRU ARCHITECTURES

By:

Muhammad Arya All Fajri

08011282126062

ABSTRACT

Tweets containing hate speech sometimes have several categories. Hate speech in this study has 12 label categories, namely hate speech, abusive words, hate speech against individuals, hate speech against groups, hate speech against religion, hate speech against ethnicity or race, hate speech against physical conditions, hate speech against gender, other hate speech, weak hate speech, medium hate speech, and strong hate speech. Automatic classification can help early detection of hate speech. This research proposes a combination of Transformer, CNN, and GRU architecture. The transformer is placed in the first block to obtain global information from the text. CNN is placed after the transformer block to extract important information from the transformer. GRU is placed in the last block to help retain and remove information efficiently from the data generated by CNN. Performance evaluation is done by measuring accuracy, precision, recall, and f1-score. Accuracy is 96.39%, indicating that the model is able to predict hate speech correctly as a whole. Precision is 97.3%, which means the model can predict hate speech well. Recall is 97.77%, indicating that the model is able to predict most of the hate speech well. F1-Score is 97.53% which shows a good balance between precision and recall in predicting hate speech. The high f1-score result reflects the stable performance of the model in detecting and minimizing prediction errors. The performance evaluation results per label show that the hate speech label against gender has the highest accuracy, recall, and f1-score results with 99.24%, 99.69%, and 99.61% respectively, while the hate speech label against ethnicity or race has the highest precision result of 99.64%. On hate speech labels, the precision and f1-score results are still below 95%. This research shows that the use of a combination model of Transformer, CNN, and GRU can increase the effectiveness of hate speech classification in Indonesian.

Keywords: Hate Speech, Transformer, CNN, GRU

KLASIFIKASI UJARAN KEBENCIAN MENGGUNAKAN ARSITEKTUR *TRANSFORMER*, CNN, DAN GRU

Oleh:

Muhammad Arya All Fajri

08011282126062

ABSTRAK

Cuitan *tweet* yang berisi ujaran kebencian terkadang memiliki beberapa kategori. Ujaran kebencian pada penelitian ini memiliki 12 kategori label, yaitu ujaran kebencian, kata kasar, ujaran kebencian terhadap individu, ujaran kebencian terhadap kelompok, ujaran kebencian terhadap agama, ujaran kebencian terhadap suku atau ras, ujaran kebencian terhadap keadaan fisik, ujaran kebencian terhadap jenis kelamin, ujaran kebencian lainnya, ujaran kebencian bersifat lemah, ujaran kebencian bersifat menengah, dan ujaran kebencian bersifat kuat. Klasifikasi secara otomatis dapat membantu deteksi dini ujaran kebencian. Penelitian ini mengusulkan kombinasi arsitektur *Transformer*, CNN, dan GRU. *Transformer* diletakkan pada blok pertama untuk mendapatkan informasi global dari teks. CNN diletakkan setelah blok *transformer* untuk mengekstraksi informasi penting dari *transformer*. GRU diletakkan pada blok terakhir untuk membantu mempertahankan dan menghapus informasi secara efisien dari data yang dihasilkan oleh CNN. Evaluasi kinerja dilakukan dengan mengukur hasil rata-rata kinerja pada akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. Akurasi diperoleh sebesar 96,39% menunjukkan bahwa model mampu memprediksi ujaran kebencian dengan benar secara keseluruhan. Presisi diperoleh sebesar 97,3% yang berarti model dapat memprediksi ujaran kebencian dengan baik. *Recall* diperoleh sebesar 97,77% menunjukkan bahwa model mampu memprediksi sebagian besar ujaran kebencian dengan baik. *F1-Score* diperoleh sebesar 97,53% yang menunjukkan keseimbangan baik antara presisi dan *recall* dalam memprediksi ujaran kebencian. Hasil *f1-score* yang tinggi mencerminkan kinerja model yang stabil dalam mendeteksi dan meminimalisasi kesalahan prediksi. Hasil evaluasi kinerja per label menunjukkan label ujaran kebencian terhadap jenis kelamin memiliki hasil akurasi, *recall*, dan *f1-score* tertinggi dengan hasil masing-masing sebesar 99,24%, 99,69%, dan 99,61%, sedangkan label ujaran kebencian terhadap suku atau ras memiliki hasil presisi tertinggi sebesar 99,64%. Pada label ujaran kebencian, hasil presisi dan *f1-score* masih dibawah 95%. Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan model kombinasi *Transformer*, CNN, dan GRU dapat meningkatkan efektivitas klasifikasi ujaran kebencian dalam bahasa Indonesia.

Kata Kunci: Ujaran Kebencian, *Transformer*, CNN, GRU

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH.....	iii
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	iv
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRACT	viii
ABSTRAK	ix
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Pembatasan Masalah	4
1.4 Tujuan.....	4
1.5 Manfaat.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1 Ujaran Kebencian dan Klasifikasi Teks	6
2.2 <i>Text Preprocessing</i>	6
2.3 Tokenisasi.....	8
2.4 <i>Padding Sequences</i>	8
2.5 <i>Deep Learning</i>	9
2.6 <i>Transformer</i>	9
2.6.1 <i>Embedding Layer</i>	9
2.6.2 <i>Positional Encoding</i>	10
2.6.3 <i>Self-Attention</i>	11
2.6.4 <i>Multi-Head Attention</i>	12
2.6.5 <i>Layer Normalization</i>	14
2.6.6 <i>Feed-Forward Networks</i>	15
2.7 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	16
2.7.1 <i>Convolutional Layer</i>	16
2.7.2 <i>Max Pooling</i>	19
2.8 <i>Gated Recurrent Unit (GRU)</i>	20
2.9 <i>Dropout</i>	21
2.10 <i>Flatening</i>	22

2.11 <i>Binary Relevance</i>	23
2.12 <i>Dense Layer</i>	25
2.13 Fungsi Aktivasi <i>Sigmoid</i>	25
2.14 <i>Loss Function : Binary Cross-Entropy</i>	26
2.15 <i>Optimization Function : Adaptive Moment Estimation (Adam)</i>	27
2.16 <i>Learning Rate</i>	29
2.17 <i>Confusion Matrix</i>	29
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	32
3.1 Tempat.....	32
3.2 Waktu	32
3.3 Alat... ..	32
3.4 Tahapan Penelitian	32
3.4.1 Pengumpulan Data	33
3.4.2 <i>Text Preprocessing</i>	33
3.4.3 <i>Labeled Data</i>	34
3.4.4 Tokenisasi	35
3.4.5 <i>Padding Sequences</i>	35
3.4.6 Implementasi Kombinasi Arsitektur <i>Transformer</i> , CNN, dan GRU	35
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	41
4.1 Data Deskripsi	41
4.2 <i>Text Preprocessing</i>	42
4.3 Tokenisasi	43
4.4 <i>Padding Sequences</i>	45
4.5 Kombinasi Arsitektur <i>Transformer</i> , CNN, dan GRU	46
4.6 Perhitungan Manual Kombinasi Arsitektur <i>Transformer</i> , CNN, dan GRU	49
4.7 Hasil.....	133
4.7.1 <i>Training</i>	133
4.7.2 <i>Testing</i>	144
4.8 Pembahasan	150
4.8.1 Evaluasi Kinerja Model	150
4.8.2 Analisis dan Interpretasi Hasil	158
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	160
5.1 Kesimpulan.....	160
5.2 Saran	160
DAFTAR PUSTAKA	162

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 <i>Confusion Matrix</i>	29
Tabel 2.2 Kategori Evaluasi Kinerja Model	31
Tabel 3.1 Label pada Dataset <i>Tweet</i> Ujaran Kebencian	34
Tabel 3.2 <i>Bit</i> pada label ujaran kebencian	34
Tabel 3.3 Hasil Labeled Data pada Dataset <i>Tweet</i> Ujaran Kebencian.....	34
Tabel 4.1 Data Sampel pada Dataset <i>Tweet</i> Ujaran Kebencian.....	41
Tabel 4.2 <i>Vocabulary Building</i>	44
Tabel 4.3 Tokenisasi	45
Tabel 4.4 <i>Confusion Matrix</i> pada Label <i>HS</i>	145
Tabel 4.5 <i>Confusion Matrix</i> pada Label <i>Abusive</i>	145
Tabel 4.6 <i>Confusion Matrix</i> pada Label <i>HS_Individual</i>	146
Tabel 4.7 <i>Confusion Matrix</i> pada Label <i>HS_Group</i>	146
Tabel 4.8 <i>Confusion Matrix</i> pada Label <i>HS_Religion</i>	146
Tabel 4.9 <i>Confusion Matrix</i> pada Label <i>HS_Race</i>	147
Tabel 4.10 <i>Confusion Matrix</i> pada Label <i>HS_Physical</i>	147
Tabel 4.11 <i>Confusion Matrix</i> pada Label <i>HS_Gender</i>	148
Tabel 4.12 <i>Confusion Matrix</i> pada Label <i>HS_Other</i>	148
Tabel 4.13 <i>Confusion Matrix</i> pada Label <i>HS_Weak</i>	148
Tabel 4.14 <i>Confusion Matrix</i> pada Label <i>HS_Moderate</i>	149
Tabel 4.15 <i>Confusion Matrix</i> pada Label <i>HS_Strong</i>	149
Tabel 4.16 Perbandingan Hasil Evaluasi Kinerja Model pada Setiap Label	158
Tabel 4.17 Perbandingan Hasil Rata-Rata Evaluasi Kinerja Model dengan Penelitian Terdahulu	159

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Ilustrasi <i>Self-Attention</i>	11
Gambar 2.2 Ilustrasi <i>Multi-Head Attention</i>	13
Gambar 2.3 Ilustrasi <i>Feed-Forward Networks</i>	15
Gambar 2.4 Ilustrasi <i>Convolutional Layer</i>	17
Gambar 2.5 Ilustrasi <i>Max Pooling Layer</i>	19
Gambar 2.6 Ilustrasi <i>GRU Layer</i>	20
Gambar 2.7 Ilustrasi <i>Dropout</i>	22
Gambar 2.8 Ilustrasi <i>Flatening</i>	23
Gambar 2.9 Ilustrasi <i>Binary Relevance</i>	24
Gambar 2.10 Ilustrasi Fungsi Aktivasi <i>Sigmoid</i>	26
Gambar 4.1 Ilustrasi Tahapan <i>Text Preprocessing</i>	43
Gambar 4.2 Informasi Ujaran Kebencian	44
Gambar 4.3 Ilustrasi Tahapan <i>Padding Sequences</i>	46
Gambar 4.4 Kombinasi Arsitektur <i>Transformer</i> , CNN, dan GRU	47
Gambar 4.5 Ilustrasi Teknik <i>Binary Relevance</i>	79
Gambar 4.6 Grafik <i>Training</i> dan Validasi pada Label HS.....	133
Gambar 4.7 Grafik <i>Training</i> dan Validasi pada Label <i>Abusive</i>	134
Gambar 4.8 Grafik <i>Training</i> dan Validasi pada Label <i>HS_Individual</i>	135
Gambar 4.9 Grafik <i>Training</i> dan Validasi pada Label <i>HS_Group</i>	136
Gambar 4.10 Grafik <i>Training</i> dan Validasi pada Label <i>HS_Religion</i>	137
Gambar 4.11 Grafik <i>Training</i> dan Validasi pada Label <i>HS_Race</i>	138
Gambar 4.12 Grafik <i>Training</i> dan Validasi pada Label <i>HS_Physical</i>	139

Gambar 4.13 Grafik <i>Training</i> dan Validasi pada Label <i>HS_Gender</i>	140
Gambar 4.14 Grafik <i>Training</i> dan Validasi pada Label <i>HS_Other</i>	141
Gambar 4.15 Grafik <i>Training</i> dan Validasi pada Label <i>HS_Weak</i>	142
Gambar 4.16 Grafik <i>Training</i> dan Validasi pada Label <i>HS_Moderate</i>	143
Gambar 4.17 Grafik <i>Training</i> dan Validasi pada Label <i>HS_Strong</i>	144

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Cuitan *tweet* sebagai bagian dari media sosial memiliki dampak negatif, salah satunya adalah penyebaran ujaran kebencian (Beddiar *et al.*, 2021). Cuitan *tweet* yang berisi ujaran kebencian terkadang memiliki beberapa kategori, yaitu ujaran kebencian terhadap individu, kelompok, agama, ras, fisik, jenis kelamin, serta tingkat keparahannya (Hana *et al.*, 2020). Ujaran kebencian dapat mengganggu stabilitas politik, sosial, dan ekonomi dari suatu negara (G. Kumar *et al.*, 2024; United Nations, 2020). Klasifikasi ujaran kebencian secara otomatis telah dikembangkan dengan memanfaatkan metode *deep learning*. *Deep learning* merupakan metode pembelajaran yang memiliki *layer* berlapis-lapis (Gopinath, 2023). Salah satu arsitektur pada *deep learning* adalah *transformer*.

Transformer merupakan arsitektur *deep learning* yang dibangun berdasarkan mekanisme *self-attention* (Li *et al.*, 2024). *Transformer* mampu menangkap informasi global karena mekanisme *self-attention* memproses *input* secara paralel (Li *et al.*, 2024; Qin *et al.*, 2022). Desiani *et al.* (2023) menerapkan arsitektur *transformer* yang dikombinasikan dengan augmentasi *back translation* pada dataset bahasa Indonesia dengan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* diatas 85%, namun penelitian tersebut hanya mengelompokkan 2 label yaitu ujaran kebencian dan bukan ujaran kebencian. Pan *et al.* (2024) melakukan klasifikasi teks menggunakan arsitektur *transformer* pada dataset ujaran kebencian bahasa Inggris, namun penelitian tersebut hanya mengelompokkan 3 label dengan nilai presisi,

recall, dan *f1-score* dibawah 75%. Valle-Cano *et al.* (2023) menerapkan arsitektur *transformer* pada klasifikasi ujaran kebencian bahasa Inggris, namun penelitian tersebut hanya mengelompokkan 3 label dengan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* dibawah 80%. *Transformer* kurang mampu dalam menangkap informasi penting pada data (J. Yang *et al.*, 2024). Arsitektur yang memiliki kemampuan baik dalam menangkap informasi penting pada data adalah *Convolutional Neural Network* (CNN).

CNN merupakan Arsitektur *Neural Network* (ANN) yang menggunakan lapisan konvolusi pada lapisannya (Ketkar *and* Moolayil, 2021). CNN memiliki keunggulan mampu menangkap informasi penting pada data karena memiliki *kernel* yang dapat mengenali pola berulang dalam area terbatas (Umer *et al.*, 2023; J. Yang *et al.*, 2024). Charitidis *et al.* (2020) melakukan klasifikasi teks menggunakan arsitektur CNN pada dataset ujaran kebencian bahasa Inggris, namun penelitian tersebut hanya mengelompokkan 4 label dengan nilai presisi, *recall*, dan *f1-score* dibawah 85%. Modha *et al.* (2020) menggunakan CNN yang dikombinasikan dengan *word embeddings fastText* pada klasifikasi ujaran kebencian bahasa Inggris, namun penelitian tersebut hanya mengelompokkan 3 label dengan nilai presisi, *recall*, dan *f1-score* dibawah 85%. Kapil *and* Ekbal (2020) melakukan klasifikasi ujaran kebencian menggunakan arsitektur CNN yang dikombinasikan dengan arsitektur GRU pada dataset bahasa Inggris, namun penelitian tersebut hanya mengelompokkan 3 label dengan nilai *f1-score* dibawah 90%. CNN kurang mampu dalam memperhatikan urutan waktu dalam data karena lapisan konvolusi yang berlapis-lapis menyebabkan urutan informasi menjadi

hilang sehingga informasi dapat menjadi salah (Guo *et al.*, 2019; H. Yang *et al.*, 2023). Arsitektur yang mampu memperhatikan urutan waktu dalam data adalah *Gated Recurrent Unit* (GRU).

GRU merupakan arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dibangun menggunakan 2 *gate*, yaitu *input gate* dan *reset gate* (Ghosh *et al.*, 2023). GRU memiliki kelebihan mampu memperhatikan urutan waktu dalam data karena memiliki *input gate* dan *reset gate* yang memungkinkan model untuk menyimpan dan menghapus informasi secara efisien (Kwon *et al.*, 2021; Sachin *et al.*, 2020). GRU memiliki kelebihan pada arsitekturnya yang sederhana sehingga membuat GRU memiliki parameter yang rendah (Salem, 2022). Badri *et al.* (2022) melakukan klasifikasi teks menggunakan arsitektur GRU yang dikombinasikan dengan *bidirectional*, *word embeddings GloVe*, dan *fastText* pada dataset ujaran kebencian bahasa Inggris, namun penelitian tersebut hanya mengelompokkan 4 label dengan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* dibawah 85%. Marpaung *et al.* (2021) melakukan klasifikasi ujaran kebencian menggunakan arsitektur GRU yang dikombinasikan dengan *bidirectional* pada dataset bahasa Indonesia, namun nilai akurasinya dibawah 85%. Gaurav *et al.* (2023) menggunakan GRU pada klasifikasi ujaran kebencian bahasa Inggris, namun penelitian tersebut hanya mengelompokkan 3 label dengan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* dibawah 85%.

Penelitian ini mengajukan klasifikasi teks menggunakan penggabungan arsitektur *transformer*, CNN, dan GRU. *Transformer* diletakkan pada blok pertama untuk mendapatkan informasi global dari teks. CNN diletakkan setelah blok

transformer untuk mengekstraksi informasi penting dari representasi yang dihasilkan oleh *transformer*, dengan memanfaatkan *kernel* yang mampu mengenali pola berulang dalam area terbatas. GRU diletakkan pada blok terakhir untuk membantu mempertahankan dan menghapus informasi secara efisien dari data yang dihasilkan oleh CNN, sehingga dapat lebih baik dalam memperhatikan urutan informasi dan mengurangi risiko kesalahan dalam pemrosesan.

Hasil pengujian dari penggabungan arsitektur *transformer*, CNN, dan GRU diukur menggunakan akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. Pengukuran dilakukan untuk melihat seberapa baik performa model dalam melakukan klasifikasi ujaran kebencian. Penggabungan dari arsitektur *transformer*, CNN, dan GRU diharapkan dapat meningkatkan kinerja dalam klasifikasi ujaran kebencian pada dataset bahasa Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana meningkatkan kinerja klasifikasi teks ujaran kebencian bahasa Indonesia dengan menggabungkan arsitektur *Transformer*, CNN, dan GRU.

1.3 Pembatasan Masalah

Pembatasan masalah dalam penelitian ini antara lain:

1. Data yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 12 label.
2. Ukuran evaluasi kinerja pada klasifikasi teks dalam mendeteksi ujaran kebencian menggunakan Akurasi, Presisi, *Recall*, dan *F1-Score*.

1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui hasil kinerja arsitektur

Transformer, CNN, dan GRU pada klasifikasi teks ujaran kebencian bahasa Indonesia.

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini antara lain:

1. Dapat memperoleh hasil yang membedakan antara ujaran kebencian dan bukan ujaran kebencian melalui proses klasifikasi teks.
2. Dapat digunakan untuk mengembangkan aplikasi ujaran kebencian secara otomatis.
3. Dapat digunakan sebagai referensi bagi pihak yang melakukan penelitian mengenai klasifikasi teks ujaran kebencian menggunakan arsitektur *Transformer*, CNN, dan GRU.

DAFTAR PUSTAKA

- Aguilar-Ruiz, J. S., & Michalak, M. (2024). Classification performance assessment for imbalanced multiclass data. *Scientific Reports*, *14*(1), 1–10. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-61365-z>
- Alyafeai, Z., Al-shaibani, M. S., Ghaleb, M., & Ahmad, I. (2023). Evaluating various tokenizers for arabic text classification. *Neural Processing Letters*, *55*(3), 2911–2933. <https://doi.org/10.1007/s11063-022-10990-8>
- Badri, N., Kboubi, F., & Chaibi, A. H. (2022). Combining fastText and GloVe word embedding for offensive and hate speech text detection. *Procedia Computer Science*, *207*, 769–778. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.09.132>
- Basha, S. M., & Rajput, D. S. (2019). Survey on evaluating the performance of machine learning algorithms: Past contributions and future roadmap. In *Deep Learning and Parallel Computing Environment for Bioengineering Systems*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-816718-2.00016-6>
- Beddiar, D. R., Jahan, M. S., & Oussalah, M. (2021). Data expansion using Back Translation and Paraphrasing for hate speech detection. *Online Social Networks and Media*, *24*, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.osnem.2021.100153>
- Bhowmik, N. R., Arifuzzaman, M., & Mondal, M. R. H. (2022). Sentiment analysis on Bangla text using extended lexicon dictionary and deep learning algorithms. *Array*, *13*, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.array.2021.100123>
- Cabot, J. H., & Ross, E. G. (2023). Evaluating prediction model performance. *Surgery*, *174*(3), 723–726. <https://doi.org/10.1016/j.surg.2023.05.023>
- Charitidis, P., Doropoulos, S., Vologiannidis, S., Papastergiou, I., & Karakeva, S. (2020). Towards countering hate speech against journalists on social media. *Online Social Networks and Media*, *17*, 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.osnem.2020.100071>
- Chen, C., Min, F., Zhang, Y., & Bao, H. (2023). ReLU-type Hopfield neural network with analog hardware implementation. *Chaos, Solitons & Fractals*, *167*, 113068. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2022.113068>
- Chen, S., Liu, X., & Li, B. (2018). A cost-sensitive loss function for machine learning. In: Database systems for advanced applications. DASFAA 2018. In *Lecture Notes in Computer Science (): Vol. 10829 LNCS*. Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-91455-8_22
- Chen, Y., Li, L., Li, W., Guo, Q., Du, Z., & Xu, Z. (2024). Fundamentals of neural networks. In *AI computing systems: An application driven perspective* (pp. 17–51). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-32-395399-3.00008-1>

- Chitty-Venkata, K. T., Mittal, S., Emani, M., Vishwanath, V., & Somani, A. K. (2023). A survey of techniques for optimizing Transformer inference. *Journal of Systems Architecture*, *144*, 1–49. <https://doi.org/10.1016/j.sysarc.2023.102990>
- Choudhary, K., DeCost, B., Chen, C., Jain, A., Tavazza, F., Cohn, R., Park, C. W., Choudhary, A., Agrawal, A., Billinge, S. J. L., Holm, E., Ong, S. P., & Wolverton, C. (2022). Recent advances and applications of deep learning methods in materials science. *Npj Computational Materials*, *8*(1), 1–26. <https://doi.org/10.1038/s41524-022-00734-6>
- De Diego, I. M., Redondo, A. R., Fernández, R. R., Navarro, J., & Moguerza, J. M. (2022). General performance score for classification problems. *Applied Intelligence*, *52*(10), 12049–12063. <https://doi.org/10.1007/s10489-021-03041-7>
- Deprez, M., & Robinson, E. C. (2024). Convolutional Neural Networks. In *Machine learning for biomedical applications: With scikit-learn and pytorch* (pp. 233–270). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-822904-0.00016-9>
- Desiani, A., Adrezo, M., Kresnawati, E. S., Ermatita, Akbar, M., & Hasibuan, M. S. (2023). Back Translation-EDA and Transformer for hate speech classification in Indonesian. *2023 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information Systems, ICIMCIS 2023*, 611–616. <https://doi.org/10.1109/ICIMCIS60089.2023.10348979>
- Dogo, E. M., Afolabi, O. J., Nwulu, N. I., Twala, B., Aigbavboa, C. O., Science, E. E., Survey, Q., & Africa, S. (2018). A comparative analysis of gradient descent-based optimization algorithms on Convolutional Neural Networks. *2018 International Conference on Computational Techniques, Electronics and Mechanical Systems (CTEMS)*, 92–99. <https://doi.org/10.1109/CTEMS.2018.8769211>
- El-Brawany, M. A., Adel Ibrahim, D., Elminir, H. K., Elattar, H. M., & Ramadan, E. A. (2023). Artificial intelligence-based data-driven prognostics in industry: A survey. *Computers and Industrial Engineering*, *184*, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109605>
- Elnagar, A., Al-Debsi, R., & Einea, O. (2020). Arabic text classification using deep learning models. *Information Processing and Management*, *57*(1), 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2019.102121>
- Fadhli, I., Hlaoua, L., & Omri, M. N. (2023). Deep learning-based credibility conversation detection approaches from social network. *Social Network Analysis and Mining*, *13*(1), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s13278-023-01066-z>

- Farrar, D., & Hayes, J. H. (2019). A comparison of Stemming techniques in tracing. *Proceedings - 2019 IEEE/ACM 10th International Workshop on Software and Systems Traceability, SST 2019*, 37–44. <https://doi.org/10.1109/SST.2019.00017>
- Fathi, E., & Maleki Shoja, B. (2018). Deep neural networks for natural language processing. In: Handbook of statistics. In *Mathematical and Machine Learning Foundations* (1st ed., Vol. 38). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/bs.host.2018.07.006>
- Fávero, L. P., Belfiore, P., & de Freitas Souza, R. (2023). Artificial neural networks. In *Data science, analytics and machine learning with R* (pp. 441–467). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-824271-1.00023-8>
- Ganguly, S. (2021). Neural networks. In *Quantum machine learning: An applied approachy* (pp. 99–139). Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-7098-1_3
- Garza-Ulloa, J. (2018). Application of mathematical models in biomechatronics: Artificial intelligence and time-frequency analysis. In *Applied Biomechatronics using Mathematical Models*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-812594-6.00006-8>
- Gaurav, A., Gupta, B. B., Chui, K. T., Arya, V., & Chaurasia, P. (2023). Deep learning based hate speech detection on twitter. *IEEE International Conference on Consumer Electronics - Berlin, ICCE-Berlin, 2023*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICCE-Berlin58801.2023.10375620>
- Gerlach, M., Shi, H., & Amaral, L. A. N. (2019). A universal information theoretic approach to the identification of stopwords. *Nature Machine Intelligence*, 1(12), 606–612. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0112-6>
- Ghosh, S., Ekbal, A., & Bhattacharyya, P. (2023). Natural language processing and sentiment analysis: Perspectives from computational intelligence. In *Computational intelligence applications for text and sentiment data analysis* (pp. 17–47). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-32-390535-0.00007-0>
- Gopinath, N. (2023). Artificial intelligence and neuroscience: An update on fascinating relationships. *Process Biochemistry*, 125, 113–120. <https://doi.org/10.1016/j.procbio.2022.12.011>
- Guo, F., He, R., & Dang, J. (2019). Implicit discourse relation recognition via a BiLSTM-CNN architecture with dynamic chunk-based Maxpooling. *IEEE Access*, 7, 169281–169292. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2954988>
- Gurov, A., Evmenova, E., & Chunaev, P. (2022). Supervised community detection in multiplex networks based on layers convex Flattening and modularity

- optimization. *Procedia Computer Science*, 212(C), 181–190. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.11.002>
- Hahn, S., & Choi, H. (2020). Understanding Dropout as an optimization trick. *Neurocomputing*, 398, 64–70. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.02.067>
- Hana, K. M., Adiwijaya, Faraby, S. Al, & Bramantoro, A. (2020). Multi-label classification of Indonesian hate speech on twitter using Support Vector Machines. *2020 International Conference on Data Science and Its Applications (ICoDSA)*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICoDSA50139.2020.9212992>
- Hegazi, M. O., Al-Dossari, Y., Al-Yahy, A., Al-Sumari, A., & Hilal, A. (2021). Preprocessing arabic text on social media. *Heliyon*, 7(2), 1–31. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e06191>
- Hommel, B. E., Wollang, F. J. M., Kotova, V., Zacher, H., & Schmukle, S. C. (2022). Transformer-based deep neural language modeling for construct-specific automatic item generation. *Psychometrika*, 87(2), 749–772. <https://doi.org/10.1007/s11336-021-09823-9>
- Huawei Technologies Co., L. . (2023). Overview of deep learning. In *Artificial intelligence technology* (pp. 87–122). Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-2879-6_3
- Hurtik, P., Tomasiello, S., Hula, J., & Hynar, D. (2022). Binary cross-entropy with dynamical clipping. *Neural Computing and Applications*, 34(14), 12029–12041. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07091-x>
- Interdonato, R., Magnani, M., Perna, D., Tagarelli, A., & Vega, D. (2020). Multilayer network simplification: Approaches, models and methods. *Computer Science Review*, 36, 100246. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2020.100246>
- İrsoy, O., & Alpaydm, E. (2021). Dropout regularization in hierarchical mixture of experts. *Neurocomputing*, 419, 148–156. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.08.052>
- Islam, S., Elmekki, H., Elsebai, A., Bentahar, J., Drawel, N., Rjoub, G., & Pedrycz, W. (2024). A comprehensive survey on applications of Transformers for deep learning tasks. *Expert Systems with Applications*, 241, 1–48. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122666>
- Jing, L., Gulcehre, C., Peurifoy, J., Shen, Y., Tegmark, M., Soljatic, M., & Bengio, Y. (2019). Gated Orthogonal Recurrent Units: On learning to forget. *Neural Computation*, 31(4), 765–783. https://doi.org/10.1162/neco_a_01174
- Kang, J., Yoon, J., Park, E., & Han, J. (2022). “Why tag me?”: Detecting

motivations of comment tagging in instagram. *Expert Systems with Applications*, 202, 117171. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117171>

- Kapil, P., & Ekbal, A. (2020). A deep neural network based multi-task learning approach to hate speech detection. *Knowledge-Based Systems*, 210, 1–21. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106458>
- Kastrati, Z., & Imran, A. S. (2019). Performance analysis of machine learning classifiers on improved concept vector space models. *Future Generation Computer Systems*, 96, 552–562. <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.02.006>
- Kaur, K., & Kaur, P. (2024). The application of AI techniques in requirements classification: A systematic mapping. *Artificial Intelligence Review*, 57(3), 1–48. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10667-1>
- Ketkar, N., & Moolayil, J. (2021). Deep learning with python: Learn best practices of deep learning models with pytorch. In *Apress*. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5364-9>
- Kumar, G., Singh, J. P., & Singh, A. K. (2024). Autoencoder-based feature extraction for identifying hate speech spreaders in social media. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 11(4), 4819–4827. <https://doi.org/10.1109/TCSS.2023.3240098>
- Kumar, P. S., Behera, H. S., Anisha Kumari, K., Nayak, J., & Naik, B. (2020). Advancement from neural networks to deep learning in software effort estimation: Perspective of two decades. *Computer Science Review*, 38, 1–32. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2020.100288>
- Kurniawan, S., & Budi, I. (2020). Indonesian tweets hate speech target classification using machine learning. *2020 5th International Conference on Informatics and Computing, ICIC 2020*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICIC50835.2020.9288515>
- Kwon, H., Go, B. H., Park, J., Lee, W., Jeong, Y., & Lee, J. H. (2021). Gated dynamic convolutions with deep layer fusion for abstractive document summarization. *Computer Speech and Language*, 66, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.csl.2020.101159>
- Li, L., Li, J., Wang, H., & Nie, J. (2024). Application of the Transformer model algorithm in Chinese word sense disambiguation: A case study in Chinese language. *Scientific Reports*, 14(1), 1–15. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-56976-5>
- Lin, T., Wang, Y., Liu, X., & Qiu, X. (2022). A survey of Transformers. *AI Open*, 3, 111–132. <https://doi.org/10.1016/j.aiopen.2022.10.001>
- Liu, H., & Chen, W. (2021). Re-Transformer : A Self-Attention based model for

- machine translation. *Procedia Computer Science*, 189, 3–10. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.05.065>
- Lopez-del Rio, A., Martin, M., Perera-Lluna, A., & Saidi, R. (2020). Effect of Sequence Padding on the performance of deep learning models in archaeal protein functional prediction. *Scientific Reports*, 10(1), 1–14. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-71450-8>
- Madatov, K., Bekchanov, S., & Vičić, J. (2022). Dataset of stopwords extracted from Uzbek texts. *Data in Brief*, 43, 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2022.108351>
- Marpaung, A., Rismala, R., & Nurrahmi, H. (2021). Hate speech detection in Indonesian twitter texts using Bidirectional Gated Recurrent Unit. *KST 2021 - 2021 13th International Conference Knowledge and Smart Technology*, 186–190. <https://doi.org/10.1109/KST51265.2021.9415760>
- Melo, A., & Paulheim, H. (2019). Local and global feature selection for multilabel classification with Binary Relevance: An empirical comparison on flat and hierarchical problems. *Artificial Intelligence Review*, 51(1), 33–60. <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9556-4>
- Modha, S., Majumder, P., Mandl, T., & Mandalia, C. (2020). Detecting and visualizing hate speech in social media: A cyber watchdog for surveillance. *Expert Systems with Applications*, 161, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113725>
- Pan, R., García-Díaz, J. A., & Valencia-García, R. (2024). Comparing fine-tuning, zero and few-shot strategies with large language models in hate speech detection in English. *CMES - Computer Modeling in Engineering and Sciences*, 140(3), 2849–2868. <https://doi.org/10.32604/cmescs.2024.049631>
- Prastyo, P. H., Hidayat, R., & Ardiyanto, I. (2022). Enhancing sentiment classification performance using hybrid query expansion ranking and binary particle swarm optimization with adaptive inertia weights. *ICT Express*, 8(2), 189–197. <https://doi.org/10.1016/j.ict.2021.04.009>
- Putra, I. F. (2019). *Indonesian abusive and hate speech twitter text*. Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/ilhamfp31/indonesian-abusive-and-hate-speech-twitter-text>
- Qin, X., Cai, R., Yu, J., He, C., & Zhang, X. (2022). An efficient Self-Attention network for skeleton-based action recognition. *Scientific Reports*, 12(1), 1–10. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-08157-5>
- Rahman, K., Ghani, A., Misra, S., & Rahman, A. U. (2024). A deep learning framework for non-functional requirement classification. *Scientific Reports*,

14(1), 1–18. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52802-0>

- Rainio, O., Teuvo, J., & Klén, R. (2024). Evaluation metrics and statistical tests for machine learning. *Scientific Reports*, 14(1), 1–14. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-56706-x>
- Rani, R., & Lobiyal, D. K. (2022). Performance evaluation of text-mining models with Hindi Stopwords lists. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(6), 2771–2786. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2020.03.003>
- Ren, J., & Wang, H. (2023). Calculus and optimization. In *Mathematical methods in data science* (pp. 51–89). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-44-318679-0.00009-0>
- Rodrawangpai, B., & Daungjaiboon, W. (2022). Improving text classification with Transformers and Layer Normalization. *Machine Learning with Applications*, 10, 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2022.100403>
- Rong, Z., Yuan, L., & Yang, L. (2024). Enhanced knowledge graph recommendation algorithm based on multi-level contrastive learning. *Scientific Reports*, 14(1), 1–14. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-74516-z>
- Sachin, S., Tripathi, A., Mahajan, N., Aggarwal, S., & Nagrath, P. (2020). Sentiment analysis using Gated Recurrent Neural Networks. *SN Computer Science*, 1(2), 1–13. <https://doi.org/10.1007/s42979-020-0076-y>
- Salem, F. M. (2022). Recurrent Neural Networks: From simple to gated architectures. In *Springer Nature*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-89929-5>
- Shanmugavadivel, K., Sathishkumar, V. E., Raja, S., Lingaiah, T. B., Neelakandan, S., & Subramanian, M. (2022). Deep learning based sentiment analysis and offensive language identification on multilingual code-mixed data. *Scientific Reports*, 12(1), 1–12. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-26092-3>
- Siino, M., Tinnirello, I., & La Cascia, M. (2024). Is text preprocessing still worth the time? A comparative survey on the influence of popular preprocessing methods on Transformers and traditional classifiers. *Information Systems*, 121, 1–19. <https://doi.org/10.1016/j.is.2023.102342>
- Sugawara, M., & Katahira, K. (2021). Dissociation between asymmetric value updating and perseverance in human reinforcement learning. *Scientific Reports*, 11(1), 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-80593-7>
- Teoh, T. T., & Rong, Z. (2022). Classification. In: Artificial intelligence with python. In *Machine Learning: Foundations, Methodologies, and Applications*. Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-16-8615-3_11

- Theodoridis, S. (2020). Neural networks and deep learning. In: Machine learning: A bayesian and optimization perspective. In *Academic Press* (2nd ed.). <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-818803-3.00030-1>
- Tsantekidis, A., Passalis, N., & Tefas, A. (2022). Recurrent Neural Networks. In *Deep learning for robot perception and cognition* (pp. 101–115). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-32-385787-1.00010-5>
- Umer, M., Imtiaz, Z., Ahmad, M., Nappi, M., Medaglia, C., Choi, G. S., & Mehmood, A. (2023). Impact of Convolutional Neural Network and fastText embedding on text classification. *Multimedia Tools and Applications*, 82(4), 5569–5585. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13459-x>
- United Nations. (2020). United nations strategy and plan of action on hate speech: Detailed guidance on implementation for united nations field presences. *United Nations Report*, 1–52. [https://www.un.org/en/genocideprevention/documents/UN Strategy and PoA on Hate Speech_Guidance on Addressing in field.pdf](https://www.un.org/en/genocideprevention/documents/UN%20Strategy%20and%20PoA%20on%20Hate%20Speech_Guidance%20on%20Addressing%20in%20field.pdf)
- Utami, E., Rini, Iskandar, A. F., & Raharjo, S. (2021). Multi-label classification of Indonesian hate speech detection using One-vs-All method. *2021 IEEE 5th International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, 78–82. <https://doi.org/10.1109/ICITISEE53823.2021.9655883>
- Vakalopoulou, M., Christodoulidis, S., Burgos, N., Colliot, O., & Lepetit, V. (2023). Deep learning: Basics and Convolutional Neural Networks (CNNs). In *Machine learning for brain disorders. Neuromethods* (pp. 77–115). Humana. https://doi.org/10.1007/978-1-0716-3195-9_3
- Valle-Cano, G. del, Quijano-Sánchez, L., Liberatore, F., & Gómez, J. (2023). SocialHaterBERT: A dichotomous approach for automatically detecting hate speech on twitter through textual analysis and user profiles. *Expert Systems with Applications*, 216, 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119446>
- Wang, L., & Zhao, J. (2023). Mathematical optimization. In *Architecture of advanced numerical analysis systems* (pp. 87–119). Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-8853-5_4
- Wang, S., Yang, J., & Shang, F. (2023). Attributed network embedding based on Self-Attention mechanism for recommendation method. *Scientific Reports*, 13(1), 1–14. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-44696-1>
- Wang, Y., Wang, C., Zhan, J., Ma, W., & Jiang, Y. (2023). Text FCG: Fusing contextual information via graph learning for text classification. *Expert Systems with Applications*, 219, 119658. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119658>

- Wao, A. A., & Soni, B. K. (2021). Performance analysis of sigmoid and relu activation functions in deep neural network. In *Intelligent systems. Algorithms for intelligent systems* (pp. 39–52). Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-16-2248-9_5
- Wever, M., Tornede, A., Mohr, F., & Hüllermeier, E. (2020). LiBRe: Label-wise selection of base learners in Binary Relevance for multi-label classification. In: *Advances in intelligent data analysis xviii. Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 12080 LNCS, 561–573. https://doi.org/10.1007/978-3-030-44584-3_44
- Yamashita, R., Nishio, M., Do, R. K. G., & Togashi, K. (2018). Convolutional Neural Networks: an overview and application in radiology. *Insights into Imaging*, 9(4), 611–629. <https://doi.org/10.1007/s13244-018-0639-9>
- Yang, H., Jiang, J., Chen, G., & Zhao, J. (2023). Dynamic load identification based on Deep Convolution Neural Network. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 185, 109757. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2022.109757>
- Yang, J., Zhou, G., Wang, R., & Xue, L. (2024). Sample-adaptive classification inference network. *Neural Processing Letters*, 56(3), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s11063-024-11629-6>
- Yao, X., Ma, J., Hu, X., Yang, J., Guo, Y., & Liu, J. (2023). Towards Robust Token Embeddings for Extractive Question Answering. In F. Zhang, H. Wang, M. Barhamgi, L. Chen, & R. Zhou (Eds.), *Web Information Systems Engineering – WISE 2023* (pp. 82–96). Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-99-7254-8_7
- Yong, H., Huang, J., Meng, D., Hua, X., & Zhang, L. (2020). Momentum Batch Normalization for deep learning with small batch size. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics): Vol. 12357 LNCS*. Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58610-2_14
- Yuan, L., Wang, T., Ferraro, G., Suominen, H., & Rizoïu, M. A. (2023). Transfer Learning for hate speech detection in social media. *Journal of Computational Social Science*, 6(2), 1081–1101. <https://doi.org/10.1007/s42001-023-00224-9>
- Yuen, B., Hoang, M. T., Dong, X., & Lu, T. (2021). Universal activation function for machine learning. *Scientific Reports*, 11(1), 1–11. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-96723-8>
- Zhao, L., & Zhang, Z. (2024). A improved Pooling method for Convolutional Neural Networks. *Scientific Reports*, 14(1), 1–22. <https://doi.org/10.1038/>

s41598-024-51258-6

- Zhao, X., Wang, L., Zhang, Y., Han, X., Deveci, M., & Parmar, M. (2024). A review of Convolutional Neural Networks in computer vision. *Artificial Intelligence Review*, 57(4), 1–43. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10721-6>
- Zhou, M., Duan, N., Liu, S., & Shum, H. Y. (2020). Progress in neural NLP: Modeling, learning, and reasoning. *Engineering*, 6(3), 275–290. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.12.014>
- Zhu, C. (2021). Pretrained language models. In *Machine reading comprehension* (pp. 113–133). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-90118-5.00006-0>