

PENGEMBANGAN MODEL DEEP LEARNING DENGAN SEMANTIK PADA KASUS DETEKSI BERITA PALSU DI MEDIA SOSIAL

RIO YUNANTO NPM: 99220708

PROGRAM DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS GUNADARMA 2021

Abstrak

Media sosial telah menjadi bagian tak terpisahkan didalam kehidupan masyarakat modern yang dapat memudahkan untuk saling berinteraksi dan berkomunikasi. Jika sebelumnya seseorang hanya dapat berkomunikasi dengan cara menghubungi orang tersebut melalui panggilan suara dan pesan teks, saat ini setiap aktifitas pengguna dapat diunggah ke media sosial sehingga orang lain dapat mengetahui dan mengikuti aktifitas pengguna tersebut tanpa harus menanyakan langsung melalui panggilan suara atau pesan teks. Media sosial juga memiliki dampak negatif yang membahayakan, salah satunya yaitu kasus perundungan digital dan potensi depresi terhadap anak-anak meningkat pesat, dan penggiringan opini dengan menggunakan berita palsu. Target khusus yang ingin dicapai adalah dapat mengidentifikasi data pada media sosial yang merupakan berita palsu atau propaganda digital, menghasilkan rancangan metode deteksi dini berita palsu atau propaganda digital, dan membuktikan metode tersebut efektif menghambat peredaran berita palsu atau propaganda digital pada media sosial. Penelitian ini akan dilakukan dalam beberapa tahapan yaitu: 1) identifikasi berita palsu pada media sosial, 2) analisis pola dan kriteria berita palsu, 3) merancang metode deteksi dini menggunakan deep learning, 4) mengembangkan deteksi dini berita palsu. Bila dikaitkan perkembangan strategis bidang ilmu komputer dan teknologi informasi, penelitian ini sejalan dengan dengan perkembangan teknologi yang cepat dan sesuai dengan bidang keahlian peneliti.

Daftar Isi

Abstrak	ii
Daftar Isi	iii
Daftar Tabel	v
Daftar Gambar	vi
Bab 1_Pendahuluan	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Batasan Masalah	5
1.5 Kontribusi Penelitian	5
Bab 2 _Telaah Pustaka	7
2.1 Berita Palsu	7
2.2 Kecerdasan Buatan	12
2.3 Data Mining	13
2.3.1 Machine Learning	13
2.3.2 Deep Learning	14
2.3.3 Semantik dan word embedding	15
2.4 Penelitian Terkait	16
Bab 3 Metode Penelitian	21

3.1 Gambaran Umum Penelitian	21
3.1.1 Pengumpulan Data dan Identifikasi Berita Palsu	23
3.1.2 Analisis Algoritma dan Studi Pustaka	23
3.1.3 Perancangan Model Deteksi Dini Berita Palsu	23
3.1.4 Menguji Akurasi Deteksi Dini Berita Palsu	24
3.2 Skema Klasifikasi Berita Palsu	24
Bab 4 Hasil dan Pembahasan	26
4.1 Akuisisi Data	26
4.2 Preprocessing	27
Daftar Pustaka	28

Daftar Tabel

Tabel 2.1: Perbandingan antara konsep terkait pada berita palsu	9
Tabel 2.2: Kategori berita salah di media sosial	10
Tabel 2.3: Kategori definisi kecerdasan (buatan)	12
Tabel 2.4: Telaah penelitian terkait	16

Daftar Gambar

Gambar 1.1: Empat perspektif deteksi berita palsu	3
Gambar 2.1: Kategorisasi jenis misinformasi	9
Gambar 2.2: Diagram berita salah	10
Gambar 3.1: Skema Umum Penelitian	21
Gambar 3.2: Proses klasifikasi berita palsu	24
Gambar 4.1: Tampilan Data Berita atau Konten Berlabel Hoax	25

Bab 1

Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Media sosial saat ini telah menjadi bagian tak terpisahkan didalam kehidupan masyarakat modern. Media sosial sejatinya adalah teknologi yang dapat memudahkan seseorang atau kelompok untuk saling berinteraksi dan berkomunikasi. Jika sebelumnya seseorang hanya dapat berkomunikasi dengan cara menghubungi orang tersebut melalui panggilan suara dan pesan teks, saat ini setiap aktifitas pengguna dapat diunggah ke media sosial sehingga orang lain dapat mengetahui dan mengikuti aktifitas pengguna tersebut tanpa harus menanyakan langsung melalui panggilan suara atau pesan teks. Penelitian terkait media sosial telah mampu membuat beberapa aplikasi yang mengintegrasikan konten pengguna media sosial dari berbagai wilayah tertentu untuk mengekstraksi informasi penting dalam waktu yang singkat. Salah satu contohnya berdasarkan kasus gempa bumi Jepang pada tahun 2009, dikembangkan algoritma yang menggabungkan pengguna Twitter sebagai sensor sosial untuk deteksi suatu peristiwa secara waktu nyata (Reuter & Kaufhold, 2018).

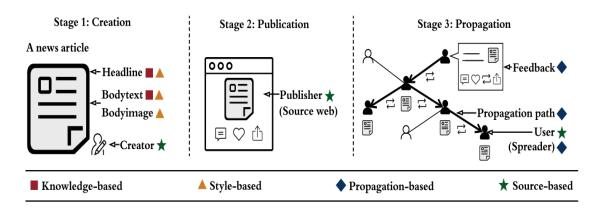
Media sosial sebagai bagian perkembangan teknologi yang tidak dapat dihindari, tentunya akan memiliki pengaruh positif dan negatif bagi penggunanya. Beberapa dampak negatif media sosial, antara lain; 1) privasi pengguna menjadi tidak ada batasan

karena semua informasi diri dan aktivitas harian dapat setiap saat diunggah ke media sosial, 2) kejahatan pencurian data dan penipuan semakin meningkat karena pelaku kejahatan dapat berpura-pura menjadi seseorang tertentu menggunakan data pengguna di media sosial, 3) kasus perundungan digital dan potensi depresi terhadap anak-anak meningkat pesat, 4) penggiringan opini dengan menggunakan berita palsu meningkatkan potensi konflik horizontal terkait SARA (suku, ras, dan agama), dan lain-lain (Hidaya et al., 2019). Media sosial secara tidak bijaksana mengakibatkan ketergantungan teknologi dan penggunaan yang berlebihan berdampak negatif pada organisasi. Secara khusus, terdapat tiga dimensi penggunaan media sosial yang berlebihan di tempat kerja (yaitu, sosial yang berlebihan, hedonis, dan kognitif). Dimensi ini terkait dengan konflik penggunaan teknologi dan produkvifitas kerja, yang pada gilirannya menurunkan kinerja kerja karyawan (Cao & Yu, 2019).

Berita palsu berdampak sangat buruk bagi penerima yang mudah percaya, bahkan dapat membunuh karakter manusia. Berita palsu dapat manipulasi individu atau kelompok dalam jangka waktu yang lama, tanpa disadari mental masyarakat akan terbentuk ke arah pemahaman yang salah. Penelitian sebelumnya melaporkan bahwa media sosial memiliki dampak yang signifikan terhadap penyebaran ketakutan dan kepanikan terkait wabah COVID-19 dan berpotensi munculnya pengaruh negatif terhadap kesehatan mental dan psikologis masyarakat. Korelasi statistik positif yang signifikan antara penggunaan media sosial dan penyebaran kepanikan terkait COVID-19 menunjukkan bahwa mayoritas remaja dan dewasa berusia 18-35 tahun menghadapi kecemasan psikologis (Ahmad & Murad, 2020).

Berbagai upaya terus dilakukan oleh pemerintah dan tokoh-tokoh masyarakat, bahkan komunitas sosial masyarakat juga melakukan edukasi pencegahan beredarnya berita palsu. Sebuah berita palsu yang muncul di media sosial bisa jadi karena disengaja atau tidak disengaja. Berita palsu yang cepat sekali viral dan tersebar luas, patut dicurigai sebagai bagian dari propaganda digital atau penggiringan opini publik. Diperlukan adanya suatu teknologi yang dapat melakukan deteksi dini berita palsu sehingga pihak-pihak terkait dapat melakukan penanggulangan dampak negatif yang terjadi.

Saat internet bukan lagi hal yang asing di Indonesia, internet bahkan sudah hadir di semua wilayah terdepan dan terluar di Indonesia meskipun dengan beberapa keterbatasan. Beberapa keterbatasan di wilayah terdepan dan terluar di Indonesia berupa sinyal seluler yang tidak stabil, dan ketersediaan listrik yang belum maksimal, tidak menyurutkan antusias pengguna internet di wilayah tersebut. Pengguna internet di Indonesia tercatat mencapai 171 juta penduduk, dan 95 persen dari pengguna internet tersebut memanfaatkan internet untuk beraktifitas di media sosial (Ramadhani & Pratama, 2020). Aktifitas masyarakat yang cukup tinggi di media sosial dan layanan aplikasi pesan berakibat pada meningkatnya potensi terpapar berita palsu atau hoax. Survei yang dilakukan Mastel menunjukkan bahwa 62,80 persen penyebaran berita palsu atau hoax melalui jejaring media sosial dan aplikasi berkirim pesan (Gerintya, 2018).



Gambar 1.1: Empat perspektif deteksi berita palsu (Zhou and Zafarani, 2020)

Secara garis besar, deteksi berita palsu secara manual dapat dibagi menjadi; 1) pemeriksaan fakta berbasis ahli atau pakar, dan 2) pemeriksaan fakta berbasis bersumber data yang banyak. Pemeriksaan fakta manual berbasis ahli yaitu mengandalkan ahli atau pakar di bidang pemeriksaan fakta menghasilkan data yang sangat kredibel, mudah dikelola, dan mengarah pada hasil yang sangat akurat, tetapi

mahal. Deteksi berita palsu secara manual tidak sesuai dengan kondisi saat ini dimana volume informasi baru terus menerus muncul dengan cepat, terutama di media sosial. Salah satu solusi untuk mengatasi skalabilitas munculnya berita palsu, teknik pengecekan berita secara otomatis mulai dibutuhkan dan mengandalkan teknik *Natural Language Processing* (NLP), dan *Machine Learning* (ML). Penelitian terdahulu telah dilakukan untuk mengevaluasi strategi yang dapat dilakukan untuk mendeteksi berita palsu dari empat perspektif, yaitu: 1) *knowledge-based*, 2) *style-based*, 3) *propagation-based*, dan 4) *source-based* (Zhou & Zafarani, 2020).

Model *deep learning* tidak jarang mengabaikan makna kata dan keterkaitan antar kata sehingga diperlukan semantik di dalam model *deep learning* untuk meningkatkan kualitas interpretasi kata dalam jumlah besar dan memungkinkan untuk mendapatkan wawasan baru (Huang et al., 2019). Penelitian ini berfokus pada pengembangan model *deep learning* dengan semantik berbahasa Indonesia, dimana konten teks bersumber dari berita media massa atau berbagai situs, termasuk situs yang menyajikan konten berita palsu, berhubungan dengan linguistik atau tata bahasa. Bentuk pengaplikasian model *deep learning* dengan semantik tersebut secara khusus untuk mendeteksi berita palsu yang beredar di media sosial berbahasa Indonesia.

Paparan yang telah diuraikan mengindikasikan bahwa tantangan dalam menangani penyebaran berita palsu atau berita bohong di media sosial yaitu dengan membangun deteksi dini berita palsu yang bekerja secara otomatis dan cepat. Mesin deteksi dini berita palsu tersebut harus mampu mengolah data dalam jumlah yang sangat besar dan diharapkan dapat mendeteksi penyebaran berita palsu secepat mungkin, agar dampak kerusakan sosial di masyarakat dapat dicegah sedini mungkin.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan latar belakang yang telah diuraikan diatas, maka masalah yang akan dirumuskan berkaitan dengan pengembangan metode deteksi dini berita palsu pada media sosial diantaranya sebagai berikut:

- 1. Pendekatan apa yang dilakukan untuk mengidentifikasi konten yang merupakan berita palsu di media sosial?
- 2. Bagaimana merancang model deteksi dini konten berita palsu di media sosial?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang diuraikan pada bab sebelumnya mengenai kedudukan korporasi dalam penyelenggaraan Negara dan Pemerintahan maka tujuan penelitian diantaranya sebagai berikut :

- 1. Menyusun strategi pendekatan cara mengidentifikasi berita palsu di media sosial.
- 2. Menghasilkan model deteksi dini berita palsu di media sosial.

1.4 Batasan Masalah

Berdasarkan tujuan penelitian tersebut, untuk menghindari meluasnya permasalahan yang ada dalam domain penelitian, penulis membuat batasan agar fokus dan penyelesaian masalah penelitian dapat tercapai. Batasan masalah dalam penelitian yang dilakukan sebagai berikut:

- 1. Sumber data yang digunakan diperoleh dari media sosial Twitter berbahasa Indonesia, situs turnbackhoax.id, dan situs berita *online*.
- 2. Strategi mengidentifikasi berita palsu menggunakan pendekatan berbasis konten dan model *deep learning* dengan semantik.

1.5 Kontribusi Penelitian

Kontribusi penelitian dapat dibagi menjadi tiga bidang yaitu, kontribusi keilmuan, kontribusi teknologi, dan kontribusi penelitian bagi masyarakat. Adapun manfaat yang

diperoleh dalam penelitian pada topik pengembangan model pendeteksian berita palsu pada media sosial adalah:

- 1. Kontribusi Keilmuan: Menambah khazanah keilmuan dalam bidang *machine learning* serta *artificial intelligence*.
- 2. Kontribusi Teknologi: Menghasilkan model deteksi dini untuk memudahkan masyarakat mengenali berita palsu dan mencegah peredarannya yang dapat merugikan banyak pihak.
- 3. Kontribusi Masyarakat: Pengembangan dataset berita palsu berbahasa Indonesia yang dapat dimanfaatkan oleh peneliti lainnya.

Bab 2

Telaah Pustaka

2.1 Berita Palsu

Salah satu sisi gelap dari media sosial saat ini yaitu menjadi sarana penyebaran informasi salah dan berita palsu. Informasi yang salah dapat mepengaruhi opini dan persepsi pembaca. Berita bohong bahkan dapat memanipulasi sentimen masyarakat untuk alasan politik atau ekonomi. Pengertian "berita palsu" atau "informasi salah" dapat dipahami sebagai informasi yang tidak akurat bahkan tidak jarang dibuat salah secara sengaja yang kemudian didistribusikan dengan maksud untuk menipu atau menggiring opini mereka yang membacanya.

Pada awal tahun 2020, sejumlah mitos mulai menjadi berita utama terkait dugaan pengobatan COVID-19, yang biasa disebut dengan virus corona. Banyak klaim palsu disajikan sebagai fakta, termasuk gagasan bahwa makan lebih banyak daging merah atau minyak kelapa dapat mengobati virus. Contoh misinformasi tersebut dapat membahayakan wacana publik dengan mepengaruhi individu untuk membuat keputusan yang salah terkait politik atau kesejahteraan pribadi. Secara sederhana misinformasi berarti salah informasi, yaitu konten informasi didalamnya memang salah, tetapi oleh pihak yang menyebarkan informasi tersebut percaya bahwa informasi itu benar. Penyebar informasi tak memiliki tendensi untuk membahayakan orang lain. Selain

misinformasi ada juga disinformasi, yaitu pihak penyebar informasi mengetahui konten informasi didalamnya salah. Namun pihak penyebar tetap dengan sengaja menyebarkan informasi salah tersebut untuk menipu, mengancam, bahkan membahayakan pihak lain. Ada juga malinformasi yaitu konten informasi yang didalamnya benar. Tetapi justru informasi tersebut digunakan untuk mengancam keberadaan pihak lain atau pihak dengan identitas tertentu. Malinformasi dapat bisa dikategorikan ke dalam hasutan kebencian (Asyik, 2019).

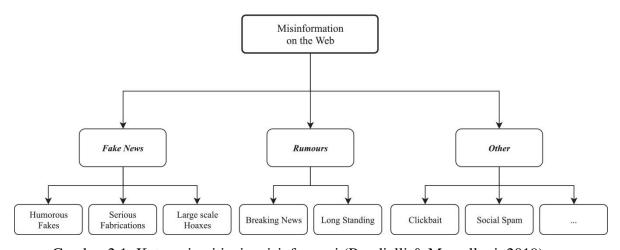
Berita palsu boleh jadi dapat dipahami sebagai berita bohong atau hoax, yang mana di dalam KBBI disebutkan bahwa hoax merupakan informasi yang direkayasa untuk menutupi informasi sebenarnya. Hoax juga dapat dipahami sebagai upaya pemutarbalikan fakta menggunakan informasi yang seolah-olah meyakinkan tetapi tidak dapat diverifikasi kebenarannya. Saat ini hoax tumbuh subur sebagai ekses negatif dari jejaring media sosial dan aplikasi pengiriman pesan. Salah satu contoh pemberitaan palsu yang paling umum adalah mengklaim sesuatu kejadian dengan suatu sebutan yang berbeda dengan kejadian yang sebenarnya untuk tujuan menghasut atau pembunuhan karakter pihak lain (Lararenjana, 2020).

Secara formal masih belum disepakati definisi universal untuk berita palsu, bahkan di dalam dunia jurnalisme. Pada dasarnya definisi yang jelas dan akurat dapat membantu untuk membedakan dan menganalisis berbagai jenis berita palsu, sehingga diperlukan beberapa konsep untuk menyajikan definisi yang luas dan sempit pada beberapa istilah berita palsu tersebut. Berdasarkan bagaimana istilah dan konsep berita palsu tersebut didefinisikan, maka dapat dibedakan satu dari yang lain berdasarkan tiga karakteristik utama, yaitu: 1) keaslian (mengandung pernyataan non-faktual atau tidak), 2) niat (bertujuan untuk menyesatkan atau menghibur publik), dan 3) konten informasi tersebut merupakan berita atau bukan. Rangkuman konsep-konsep berita palsu tersebut dapat dilihat pada Tabel 1., contohnya, disinformasi adalah informasi palsu (berita atau bukan berita) dengan niat jahat untuk menyesatkan publik (Zhou & Zafarani, 2020).

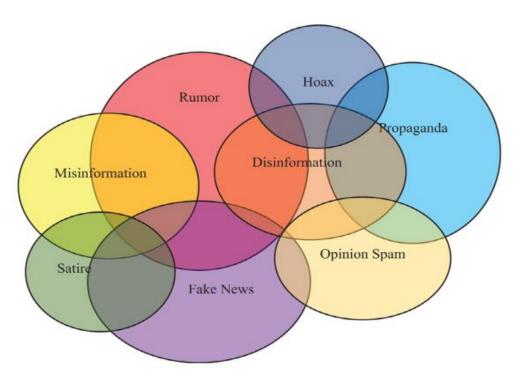
Konsep	Keaslian	Maksud/Niat	Berita?
Deceptive news	Non-faktual	Menyesatkan	Ya
False news	Non-faktual	Tidak terdefinisi	Ya
Satire news	Tidak Utuh	Menghibur	Ya
Disinformation	Non-faktual	Menyesatkan	Tidak terdefinisi
Misinformation	Non-faktual	Tidak terdefinisi	Tidak terdefinisi
Cherry-picking	Biasanya faktual	Menyesatkan	Tidak terdefinisi
Clickbait	Tidak terdefinisi	Menyesatkan	Tidak terdefinisi
Rumor	Tidak terdefinisi	Tidak terdefinisi	Tidak terdefinisi

Tabel 2.1: Perbandingan antara konsep terkait pada berita palsu

Para peneliti sebelumnya juga memperkenalkan beberapa definisi dari aspekaspek utama informasi palsu yang beredar di internet. Meskipun istilah yang paling umum digunakan oleh kantor media resmi adalah berita palsu dan rumor, tetapi para peneliti juga menganalisis aspek lain yang terkait dengan informasi yang salah. Beberapa kategorisasi sederhana dari berbagai jenis informasi yang salah terlihat pada Gambar 2., dan pada gambar tersebut hanya berfokus pada berita palsu dan rumor (Bondielli & Marcelloni, 2019).



Gambar 2.1: Kategorisasi jenis misinformasi (Bondielli & Marcelloni, 2019)



Gambar 2.2: Diagram berita salah (Meel & Vishwakarma, 2020)

Tabel 2.2: Kategori berita salah di media sosial (Meel & Vishwakarma, 2020)

No	Kategori	Definisi	Dampak
1	Rumor	Konten informasi yang belum diverifikasi tetapi belum tentu salah, boleh jadi bisa benar juga.	Ketidakpastian dan kebingungan tentang fakta
2	Fake News	Informasi palsu yang disebarkan dengan menyamar sebagai berita otentik, biasanya disebarkan melalui portal yang mirip media berita, atau blog, dengan maksud untuk mendapatkan keuntungan secara politik, finansial, atau menambah jumlah pembaca	Dapat merusak citra suatu lembaga, orang, atau masyarakat tertentu, untuk mendapatkan keuntungan finansial atau politik
3	Disinformation	Informasi yang sengaja disebarkan untuk menipu dengan niat tertentu yang telah	Dapat menodai citra pihak lawan, atau untuk

		direncanakan sebelumnya	mempromosikan suatu ide, demi keuntungan finansial
4	Ноах	Konten cerita palsu, terutama melalui lelucon, prank, atau muslihat, yang digunakan untuk menyamarkan kebenaran	Konten kepalsuan yang disebarkan dapat dianggap sebagai kebenaran atau kenyataan
5	Propaganda	Konten prasangka yang tidak adil dan menipu yang disebar pada komunitas tertentu sesuai dengan strategi yang telah ditentukan sebelumnya, atau untuk mempromosikan agenda politik tertentu	Mendapatkan keuntungan politik, atau keuangan
6	Opinion Spam	Ulasan palsu, atau komentar palsu yang sengaja dibuat bias tentang suatu produk, atau layanan tertentu	Dapat menyesatkan opini pelanggan yang tidak benar
7	Conspiracy theories	Penjelasan tentang suatu peristiwa yang memicu konspirasi oleh aktor-aktor jahat dan berkuasa, seringkali bermotif politik dan berdasarkan prasangka dan bukti yang tidak cukup	Sangat berbahaya, karena dapat menyesatkan persepsi orang dan masyarakat
8	Clickbait	Penggunaan judul berita yang menyesatkan secara sengaja untuk mendorong pengunjung mengklik halaman web tertentu	Untuk memperoleh pendapatan iklan, untuk memicu serangan phishing
9	Misinformation	Konten informasi yang menjadi salah secara tidak sengaja, akibat dari kecerobohan pembuat konten, atau bias kognitif	Penafsiran fakta yang tidak terlalu berbahaya tetapi salah
10	Satire/parody	Konten yang berisi humor dan ironi, tidak ada niat untuk merugikan tetapi berpotensi untuk menipu	Motifnya untuk menghibur tetapi terkadang berpotensi menimbulkan efek buruk

2.2 Kecerdasan Buatan

Kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) merupakan salah satu bagian dari ilmu komputer yang mempelajari cara menanamkan suatu kecerdasan kepada suatu mesin atau sistem yang bisa diatur. Kecerdasan buatan dalam konteks ilmiah bisa disebut juga intelegensi artifisial yang dapat membuat mesin dapat melakukan pekerjaan seperti dan sebaik yang dilakukan oleh manusia. Suatu kecerdasan dapat diartikan sebagai kemampuan dalam memiliki pengetahuan dan pengalaman, atau kemampuan dalam melakukan penalaran, mengambil keputusan, atau melakukan suatu tindakan.

Tabel 2.3: Kategori definisi kecerdasan (buatan) (Bondielli & Marcelloni, 2019)

Thinking Humanly	Thinking Rationally
Acting Humanly	Acting Rationally

Pemodelan kecerdasan buatan saat ini bergantung pada algoritma untuk mencapai hasil yang diinginkan, sehingga kecerdasan buatan dapat dikategorikan sebagai berikut (Bondielli & Marcelloni, 2019);

- 1. *Thinking humanly*, yaitu bagaimana suatu mesin memiliki kemampuan untuk dapat berpikir seperti manusia.
- Acting humanly, yaitu bagaimana suatu mesin dapat bertindak seperti manusia, memiliki kemampuan memproses bahasa alami, dan merepresentasikan pengetahuan penalaran otomatis.
- 3. *Thinking rationally*, yaitu bagaimana suatu mesin memiliki kemampuan berpikir rasional, berdasarkan pengetahuan yang ditanamkan, dan bagaimana berinteraksi dengan lingkungan berdasarkan data yang ada.
- 4. *Acting Rationally*, yaitu bagaimana suatu mesin dapat bertindak secara rasional dengan fokus pada efektivitas dan efisiensi tindakannya.

Perkembangan teknologi komputer dan internet yang semakin pesat turut menyumbang banyak data di internet. Data-data tersebut bahkan sudah banyak yang berlabel sehingga memungkinkan untuk dianalisis. Data dalam bentuk numerik, akan lebih mudah untuk digali dibandingkan dengan data teks. Pendekatan matematis dan statistik sangat memungkinkan untuk menggali data tersebut. Saat ini, pendekatan yang dilakukan para peneliti bukan hanya pendekatan matematis dan statistik, namun sudah menggunakan pendekatan kecerdasan buatan dengan model pembelajaran mesin.

2.3 Data Mining

Data mining merupakan salah satu cara yang digunakan untuk mendapatkan pengetahuan baru dengan memanfaatkan jumlah data yang sangat besar. Beberapa teknik telah dikembangkan dan diimplementasikan untuk mengekstrak pengetahuan dan informasi untuk menemukan pola pengetahuan berguna untuk pengambilan keputusan. Teknik-teknik yang digunakan untuk pengekstrakan pengetahuan dalam data mining adalah pengenalan pola, clustering, asosiasi, prediksi dan klasifikasi. Klasifikasi adalah pemprosesan untuk menemukan model yang menjelaskan dan mencirikan konsep atau sebuah atau fungsi kelas data, untuk kepentingan tertentu. Clustering digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripan pada objek data dan sebaliknya meminimalkan kemiripan terhadap klaster yang lain. Mengintegrasikan metode clustering dengan klasifikasi didapat hasil model yang didapat memiliki akurasi dan robustness yang lebih baik jika hanya dilakukan dengan metode klasifikasi saja (Defiyanti & Jajuli, 2015).

2.3.1 Machine Learning

Machine learning adalah cabang dari bidang ilmu kecerdasan buatan dan menjadi salah satu cara yang dapat digunakan dalam kecerdasan buatan untuk mencapai hasil yang maksimal. Machine learning mengandalkan bekerja dengan kumpulan data kecil hingga

besar dengan memeriksa dan membandingkan data tersebut untuk menemukan pola umum dan mengeksplorasi perbedaannya. Salah satu penerapan yang umum dari *machine learning* adalah prediksi hasil berdasarkan data yang ada. *Machine learning* mampu mempelajari pola dari kumpulan data yang ada, dan kemudian menerapkannya ke kumpulan data yang tidak diketahui untuk memprediksi hasilnya. Teknik klasifikasi adalah teknik yang sering digunakan dalam *machine learning* untuk melakukan suatu proses prediksi hasil (Latha & Jeeva, 2019).

2.3.2 Deep Learning

Deep learning adalah bagian dari kecerdasan buatan dan machine learning, yang merupakan pengembangan dari neural network multiple layer untuk memberikan ketepatan tugas seperti deteksi objek, pengenalan suara, terjemahan bahasa dan lainlain. Deep learning berbeda dari teknik machine learning yang tradisional, karena deep learning secara otomatis melakukan representasi dari data seperti gambar, video atau text tanpa memperkenalkan aturan kode atau pengetahuan domain manusia. Deep learning dikembangkan pada tahun 1950 namun baru tahun 1990 dapat diaplikasikan dengan sukses. Learning algoritma yang digunakan sekarang pada task yang komplek hampir sama seperti learning algoritma yang digunakan untuk menyelesaikan masalah permainan pada tahun 1980, meskipun model algoritma yang digunakan berubah menjadi training yang sederhana dari arsitektur deep learning. Hal yang penting pada pengembangan model yang sekarang adalah kita dapat mendukung dengan sumber daya yang dibutuhkan agar menjadi sukses (Yanuar, 2018).

Deep learning merupakan teknik modern terkini untuk pemrosesan gambar dan analisis data, dengan hasil yang menjanjikan dan potensinya sangat besar. Telah dilakukan survei terhadap 40 penelitian yang menggunakan teknik deep learning. Selain itu, telah dilakukan juga perbandingan deep learning dengan teknik populer lainnya, sehubungan dengan perbedaan kinerja teknik klasifikasi atau analisis regresi. Hasilnya menunjukkan bahwa deep learning memberikan akurasi tinggi, mengungguli teknik pemrosesan gambar yang umum digunakan (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018).

2.3.3 Semantik dan word embedding

Semantik secara umum merupakan suatu cabang keilmuan linguistik yang mempelajari dan menelaah tentang pemaknaan kata, arti kata yang terkandung dalam suatu bahasa. Semantik biasanya digunakan untuk mengarahkan kepada suatu studi atau keilmuan tentang makna, dan karena makna kata merupakan bagian dari bahasa jadi bisa dipahami bahwa semantik adalah salah satu cabang dalam ilmu kebahasaan atau linguistik (Palmer, 1981).

Semantik mempunyai beberapa jenis, diantaranya yaitu: semantik konseptual dan semantik gramatikal. Semantik konseptual dimana semantik ini mengandung makna yang denotatif dan makna kognitif. Menjadikan makna dan semantik sebagai faktor utama dalam penggunaan bahasa dalam masyarakat. Hal ini dapat terjadi karena terdapat makna yang kompleks dalam semantik. Semantik gramatikal dimana salah satu jenis semantik yang berkaitan dengan afiksasi, reduplikasi, dan kalimatisasi. Beberapa contoh sederhana semantik gramatikal yaitu: "berbaju" dapat diartikan dengan "menggunakan baju", dengan adanya afiksasi "ber" pada depan kata baju.

Pada bidang pemrosesan teks atau NLP, teknik representasi kata ke dalam vektor menjadi sangat penting karena akan berdampak signifikan terhadap akurasi atau kinerja dari model learning yang dibangun. Feature Engineering dalam data tekstual memiliki tantangan tersendiri karena karakteristik dari teks yang tidak terstruktur. Word embedding adalah proses konversi kata ke dalam bentuk vektor. Setiap kata adalah vektor yang merepresentasikan sebuah titik pada space dengan dimensi tertentu. Dengan word embedding, kata-kata yang memiliki properti tertentu, misalnya berada pada konteks yang sama, atau memiliki semantic meaning yang sama berada tidak jauh satu sama lain pada space tersebut. Beberapa teknik word embedding yang populer diantaranya yaitu: Word2Vec, GloVe, ELMo, FastText, dll. Pada tahun 2013, Mikolov memperkenalkan Word2Vec dengan dua metode utamanya yaitu Skip-gram dan Continous Bag of Words (CBOW). Kemudian diperkenalkan word embedding baru oleh Pennington yaitu GloVe yang menggunakan rasio co-occurrence probability antar kata.

Kemudian Bojaniwski mengembangkan model Word2Vec dan memperkenalkan FastText yang mempelajari informasi *subword* dari kata (Nurdin et al., 2020).

2.4 Penelitian Terkait

Melalui telaah penelitian terkait yang sudah dilakukan sebelumnya, peneliti dapat mengembangkan sebuah metode dan pendekatan baru yang bisa melengkapi apa yang belum dikerjakan oleh para peneliti pendahulu.

Tabel 2.4: Telaah penelitian terkait

No	Peneliti, Tahun	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian	Keterbatasan
1	Samadi, M., Mousavian, M., & Momtazi, S., 2021	Deep Contextualized Text Representation and Learning for Fake News Detection	Membandingkan 3 model klasifikasi, yaitu: Single-Layer Perceptron (SLP), Multi-Layer Perceptron (MLP), dan CNN yang sebelumnya melalui tahapan embedding layer (model pra-pelatihan) berbeda, antara lain: BERT, RoBERTa, GPT2,dan Funnel Transformer, untuk mendapatkan manfaat dari representasi kontekstual mendalam.	Hasil mengkonfirmasi keunggulan RoBERTa dan Funnel Transformer yang dilanjutkan ke CNN. Secara keseluruhan, model pra-pelatihan ini membuat embedding kontekstual untuk teks input, sehingga pengklasifikasi dapat membedakan berita palsu dengan lebih akurat.	Belum menambahkan ekstraksi metadata dari profil pengguna.
2	Albukhitan, S., Alnazer, A., & Helmy, T., 2020	Framework of Semantic Annotation of Arabic Document using Deep Learning.	Membuat kerangka kerja untuk anotasi semantik menggunakan metode deep learning.	Kerangka kerja menghasilkan anotasi menggunakan format keluaran yang berbeda untuk satu set dokumen dan ontologi tertentu.	Belum menggunakan stemming kata- kata yang kompleks.

No	Peneliti, Tahun	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian	Keterbatasan
			Kerangka kerja terdiri dari 2 komponen utama, yaitu: menghubungkan frase kata benda dengan konsep ontologi, dan mencocokkan frasa-verba dengan hubungan ontologi antar konsep.		
3	Alzahrani, S., & Aljuaid, H., 2020	Identifying cross-lingual plagiarism using rich semantic features and deep neural networks: A study on Arabic-English plagiarism cases.	Membuat model untuk menemukan kemiripan dokumen secara lebih dalam (diparafrasekan atau diringkas).	deep neural networks dengan fitur semantik yang kaya mencapai hasil yang menggembirakan.	Belum mempelajari konteks pola tekstual dan gaya penulisan.
4	Nayoga, B. P., Adipradana, R., Suryadi, R., & Suhartono, D., 2021	Hoax Analyzer for Indonesian News Using Deep Learning Models	Membandingkan 7 model klasifikasi, yaitu: LSTM, BI-LSTM, GRU, BI-GRU, Naïve Bayes, SVM, 1D-CNN untuk mendeteksi berita palsu berbahasa Indonesia. Sumber data sebanyak 1.000 set data, yaitu: 600 data dari https://data.mendeley.com/datasets/p3hfgr5j3m/1 dalam bahasa Indonesian, ditambah 128 berita valid dan 223 berita palsu dari https://github.com/pierobeat/	1D-CNN mencapai hasil terbaik, yaitu akurasi 97.9%, presisi 97.9%, dan recall 97.8%. Model Deep Neural Network (DNN) secara umum lebih baik dibandingkan model klasifikasi konvensional.	GRU dan BI- GRU tidak kompatibel dengan Dropout, serta belum teratasi masalah kehilangan NaN di GRU.
			Hoax-News-Classification, ditambah lagi secara manual 49 berita palsu dari kompas.com		
5	Nasir, J. A., Khan, O. S., & Varlamis, I. (2021)	Fake news detection: A hybrid CNN- RNN based deep learning approach	Membangun model kombinasi CNN-RNN ISOT Fake News Dataset, 45.000 artikel. Dataset:	Model hybrid CNN- RNN dapat meningkatkan performa deteksi berita palsu. Hasil eksperimen : akurasi	Akurasi masih belum maksimal yaitu: 60% pada kumpulan data FA-KES, 804 artikel.

No	Peneliti, Tahun	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian	Keterbatasan
			https://www.uvic.ca/enginee ring/ece/isot/datasets/fake- news/index.php FA-KES Dataset, 804 artikel. Dataset: https://zenodo.org/record/26 07278#.YQPD6I4zbKt	100% pada kumpulan data ISOT. akurasi 60% pada data FA-KES.	
6	Utami, M. P., Nurhayati, O. D., & Warsito, B., 2020	Hoax Information Detection System Using Apriori Algorithm and Random Forest Algorithm in Twitter	Mengimplementasikan algoritma Apriori dan Random Forest. Sumber data sebanyak 5.000 pada periode 2016-2020 dari Turnbackhoax.id yang telah disusun klasifikasi kelas hoax dan non-hoax, dengan mengajukan permintaan.	Tingkat akurasi, presisi, dan recall, dari sistem yang dibangun mencapai 100% dengan nilai support minimal 23.	Seharusnya terlebih dahulu melakukan uji coba yang diperlukan dengan pendekatan semi- unsupervised learning.
7	Deepak, S., & Chitturi, B., 2020	Deep neural approach to Fake-News identification	Secara umum menggunakan model FNN dan LSTM yang ditambahkan mined features pada dataset. Sumber data dari dataset berita palsu George McIntires yang mencakup berita palsu dan berita asli dalam rasio 1:1, sebanyak 10.558 data dengan 4 kolom.	Model FNN dan LSTM yang dibangun mampu memberikan peningkatan yang signifikan dalam presisi, recall, akurasi dan skor F1 ketika LSTM, dalam kombinasi dengan representasi word2vec.	Perlu diperluas lebih lanjut dengan membuat model ensemble (LSTM/SVM) atau (LSTM/FNN).
8	Konkobo, P. M., Zhang, R., Huang, S., Minoungou, T. T., Ouedraogo, J. A., & Li, L., 2020	A Deep Learning Model for Early Detection of Fake News on Social Media	Model yang diusulkan terdiri dari 4 blok utama, yaitu: blok ekstraksi opini, blok penilaian kredibilitas pengguna, blok konstruksi jaringan pengguna dan pengklasifikasi.	Model dengan 4 blok mencapai akurasi 71,10% di Politifact dan 68,07% di Gossipcop.	Perlu untuk membangun dataset lintas bahasa dan menganalisis dampak bahasa pada klasifikasi berita palsu.

No	Peneliti, Tahun	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian	Keterbatasan
			Membandingkan klasifikasi Naive Bayes, Decision Tree, SVM, PPC_RNN+CNN, dan SSLNews.		
			Sumber data dari Politifact dan Gossipcop (400 berita palsu, dan 400 berita asli). Dataset: https://github.com/KaiDMM L/FakeNewsNet/tree/master/dataset		
9	Reis, J. C., Correia, A., Murai, F., Veloso, A., & Benevenuto, F. 2019	Supervised Learning for Fake News Detection	Membandingkan 5 model, yaitu: k-Nearest Neighbors (KNN), Naive Bayes (NB), Random Forests (RF), Support Vector Machine (SVM) dengan kernel RBF, dan XGBoost (XGB). Sumber data sebanyak 2.282 artikel berita dari BuzzFeed terkait dengan pemilihan presiden AS 2016 yang telah diberi label oleh jurnalis dan diperkaya dengan komentar pengguna Facebook. Dataset: https://github.com/gsantia/BuzzFace	AUC sangat relevan untuk deteksi berita palsu karena ambang keputusan dapat digunakan untuk mengontrol tradeoff antara hasil benar dengan rasio false positive. Hasil AUC terbaik diperoleh RF dan XGB, secara statistik, RF=0,85(±0,007) dan XGB=0,86(±0,006).	Salah mengklasifikasi masih sekitar 40%, karena beberapa berita benar diposting oleh media yang dihosting di alamat IP yang sama dengan sumber berita palsu, yang masuk daftar hitam.
10	Benamira, A., Devillers, B., Lesot, E., Ray, A. K., Saadi, M., & Malliaros, F. D., 2019	Semi-Supervised Learning and Graph Neural Networks for Fake News Detection	Secara umum terdapat 2 langkah, yaitu: 1) Konstruksi Graph: mencari kesamaan antar artikel, menggunakan KNN berdasarkan jarak Euclidean. 2) Klasifikasi: melakukan klasifikasi atas kesamaan graph menggunakan 2 metode, yaitu: Graph Convolutional Networks (GCN) dan Attention Graph Neural Network (AGNN).	Nearest-Neighbour Graph sederhana di antara artikel disertai dengan Graph Neural Networks memberikan hasil yang baik, untuk metode deteksi berbasis konten semi- supervised.	Perlu lebih banyak pengujian kinerja pada kumpulan data yang lebih besar serta multi-label.

No	Peneliti, Tahun	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian	Keterbatasan
			Sumber data dari Horne 2017 Fake News Data yang terdiri dari 150 artikel berlabel, 75 palsu, dan 75 asli. Dataset: https://github.com/rpitrust/fakenewsdata1		
11	Bharadwaj, P., & Shao, Z., 2019	Fake News Detection with Semantic Features and Text Mining	Membandingkan 3 model, yaitu: Naive Bayes, Random Forest, dan RNN, masingmasing dengan 6 kelompok fitur. Sumber data dari 6.256 artikel, 50% artikel berlabel palsu dan sisanya asli dari kaggle.com. Dataset: https://www.kaggle.com/c/fake-news/data	Random forest mencapai akurasi 95,66%. Ini menyiratkan bahwa fitur semantik berguna untuk deteksi berita palsu. Sebagai langkah selanjutnya	Perlu dilakukan kombinasi dengan isyarat linguistik dan meta data lainnya untuk meningkatkan kinerja deteksi.

Bab 3

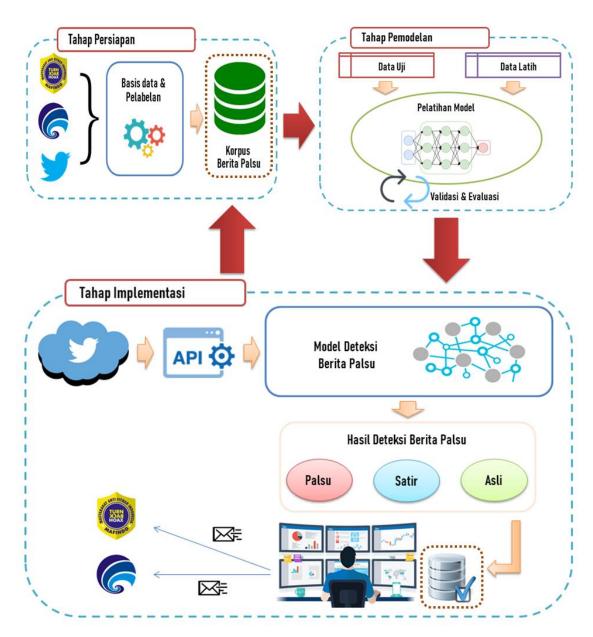
Metode Penelitian

3.1 Gambaran Umum Penelitian

Penelitian deteksi dini berita palsu ini menggunakan jenis konsep penelitian dan pengembangan (research and development). Metode penelitian dan pengembangan adalah metode penelitian yang digunakan untuk menghasilkan produk tertentu, dan menguji keefektifan produk tersebut. Penelitian jenis ini tujuannya adalah mengembangkan produk berdasarkan uji coba untuk kemudian direvisi sampai menghasilkan produk yang layak pakai.

Langkah-langkah penelitian yang dilakukan secara umum terdiri dari tiga langkah besar, yaitu 1) tahap persiapan, 2) tahap pemodelan, 3) tahap implementasi. Tahap persiapan dimulai dengan proses mengumpulkan data, proses pelabelan data, dan pembuatan korpus berita palsu. Tahap pemodelan dimulai dengan proses ekstraksi fitur, penyusunan data latih dan data uji, pengkodean algoritma, dan pembentukan model setelah lolos validasi dan evaluasi. Tahapan implementasi dimulai dengan memonitor media sosial secara berkala dan melakukan deteksi dini pada percakapan yang berpotensi kuat. Model deteksi dini berita palsu kemudian akan menghasilkan prediksi tiga kelas pengelompokkan, yaitu palsu, satir, atau asli. Hasil prediksi tersebut

kemudian disimpan didalam basis data dan berita yang terdeteksi palsu diteruskan kepada pihak-pihak yang berkepentingan, seperti kemkominfo dan komunitas Mafindo.



Gambar 3.1: Skema Umum Penelitian

3.1.1 Pengumpulan Data dan Identifikasi Berita Palsu

Langkah pertama dalam proses riset dan pengembangan adalah mengumpulkan data dari media sosial yang merupakan sumber data yang sangat besar dan memiliki perubahan yang kontinu dan sangat singkat rentang waktu perubahannya juga memiliki relevansi yang cukup besar untuk berbagai bidang. Dalam 60 detik terdapat jutaan perubahan yang terjadi dalam media sosial, sehingga sangat banyak hal yang menjadi *issue* dari berbagai bidang, dari mulai ekonomi, politik, agama hingga olahraga.

3.1.2 Analisis Algoritma dan Studi Pustaka

Setelah identifikasi berita palsu pada media sosial, langkah selanjutnya adalah melakukan analisis pola dan kriteria berita palsu di media sosial. Beberapa di antaranya adalah dengan melakukan unggah ulang foto atau video yang sudah ada sebelumnya, lalu dihubung-hubungkan dengan kejadian atau peristiwa baru.

3.1.3 Perancangan Model Deteksi Dini Berita Palsu

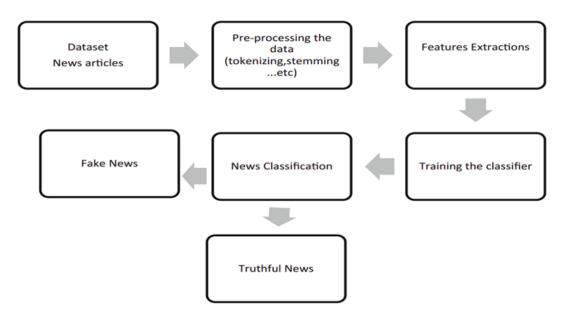
Langkah selanjutnya adalah metode deteksi dini menggunakan deep learning. Ada banyak metode untuk mengetahui apakah suatu konten pada media sosial terindikasi berita palsu atau bukan. Metode-metode tersebut dapat dikelompokan menjadi 2 bagian yaitu metode manual (non-komputer) dan metode berbasis komputer. Metode yang tergolong manual adalah metode berpikir kritis, sedangkan yang termasuk metode berbasis komputer adalah metode *machine learning*. Algoritma *deep learning* menerima input berupa kata dan frasa yang terdapat pada media sosial dan dapat melakukan proses klasifikasi secara *supervised learning*. Metode klasifikasi *supervised learning* selain memiliki tahapan proses lebih singkat, juga semakin mendekati 100 persen otomatis, sehingga peran manusia dalam proses klasifikasi secara keseluruhan berkurang.

3.1.4 Menguji Akurasi Deteksi Dini Berita Palsu

Langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian perangkat lunak dengan metode *white* box dan black box. Pengujian white box adalah pengujian yang didasarkan pada pengecekan terhadap detail perancangan, menggunakan struktur kontrol dari desain program secara prosedural untuk membagi pengujian ke dalam beberapa kasus pengujian. Pengujian black box adalah pengujian yang dilakukan hanya mengamati hasil eksekusi melalui data uji dan memeriksa fungsional dari perangkat lunak.

3.2 Skema Klasifikasi Berita Palsu

Klasifikasi berita palsu di media sosial terhadap topik tertentu, secara konseptual menggunakan metode Natural Language Processing (NLP), analisis teks, dan beberapa bagian komputasi untuk melihat pola suatu kalimat untuk dapat menentukan berita palsu atau berita asli. Terdapat 5 tahapan dalam proses klasifikasi berita palsu di sosial media pada penelitian ini, yaitu: tahap pertama, setelah memiliki kunci Twitter API, data cuitan Twitter dapat diambil dan dikumpulkan di dalam satu dataset. Tahapan kedua disebut proses tokenization yaitu metode memecah teks menjadi token-token yang berurutan. Proses tokenization sederhana biasanya hanya memecah teks dengan whitespace sebagai pembagi, lalu mengubahnya menjadi huruf kecil supaya seragam. Kemudian tahap ketiga stop-words removing, yaitu proses menghilangkan sejumlah kelas kata penghubung ataupun yang jumlahnya banyak namun tidak mempengaruhi konten dokumen secara keseluruhan, sebagai bagian dari pre-processing. Dilanjutkan tahap keempat yang disebut stemming, yaitu metode memetakan kata ke bentuk dasarnya, namun bentuk dasar tersebut tidak berarti sama dengan root word. Tahap kelima, untuk dapat menghasilkan kelas berita palsu atau bukan menggunakan supervised learning.



Gambar 3.2: Proses klasifikasi berita palsu

Bab 4

Hasil dan Pembahasan

4.1 Akuisisi Data

Tahap awal dari penelitian ini yaitu akuisisi data yang merupakan proses pengumpulan data-data yang diambil dari situs Turn Back Hoax (https://turnbackhoax.id/) dan Laporan Isu Hoaks milik Kementerian Komunikasi dan Informatika Republik Indonesia. Terdapat 70 data yang diperoleh merupakan berita atau konten yang telah diberi label hoax sejak bulan juli 2021 sampai dengan september 2021.

NO	BERITA	JML KATA	LABEL	
1	Malam perngatlan ulang tahun ke-90 Kolese Kanisius di Hali D JExpo Kemayoran, Jakarta Utara, Sabtu (11/11/2017) lalu terus menjadi perbincangan hangat beberapa hari terakhir.			
	Bukan soal ekstensi lembaga pendidikan Kolese Kanisius vano telah berhasil mencetak banvak anak banosa berorestasi dan menduduk beberaga isbatan pentino di neperi ini. Itadi vano diperbincanokan adalah soal aksi wak out (WO) vano dilatukan pianis vano juga			
	Serta fixes Treeding & Stope of actions saws yang tidak same Placemon GOP Permanan Hardware (GP Permanan Hardw		Hoax	
	Skat gip skalah haf terutama dianni mehatigan ita kesahamin, idas ada akat kas anamaya manjah saja kakal akan muuti yang burang mak akai kata kasat, Arrebish diuk Kasamak hilo ni untuk anda ferutama umat "Busain" supaya lebih cermal serta waspada dalaan pilih akat gip alamat anda geraduci pemeran pilip sagan pemeran bulah dada iyang bersahah lemananya, apabila ada bulaan di "Intel" pada gasat, pad bermana akat gip la memelik leudungan bulu BABI, laga Yasa. II Dia ada da lebi akat gip perikashih lemananya, apabila ada bulaan "Intel" pada gasat, pad bermana akat gip la memelik leudungan bulu BABI, laga Yasa. II Seriah laga (Hots Underla) akat sagan dan wasib bersahami na sagan gasat pada sagan gasat sagan g		Hoax	
	Surgogo har draum Consetat American Engolish Rodonsia (CIVII) of Davie. Philippia is a letter from the consetat and consetat and engage bearing interpretation of the consetation of the	613	Hoax	
	actificate merogeous digit ferrito distalutaria entirip finati. Servinati in interminanti menderati bentuti a skat gigi yang dadi di seperaturi dala passar tradasional, dan juga bahanya yang daskat dipantambe tahan-bahan dan testi. distantambe bahan-bahan dan persebuatian shat yang yang selati mi dipantambe hari wan teritori dan dan persebuatian shat dan persebuatian sha	588	Hoax	
	Care year, said, of antary sells daily yaing (page growth revenue). Proof to be fermanual revenue belowang a roung larens havyaing ray yaing caluge manuful dan enals. (Response enals and manuful Let yeal bits a page joint of entary any in any yaing yaing page growth revenue). Receipt definition of the internation of the proposed missals used to prepaid undersor year. 8.Let Note dischem yang begals but of data bearang a definition of the internation of the proposed missals used below the proposed missals used by the proposed missals used to be the proposed missals used t		Hoax	
	Beredar kabar terjadnya kerusuhan di Markas Komando Binnob Kolago Dua Depok beredar di media sosiai, Jumat, 10 Rovember 2017. Kabar tensebut menjadi konsumai neticen dan menyebar secara varia di media maya. Informasi yang diterima Kriminologi, Jumat, 10 Rovember 2017, melbili apilikasi pesan singkat Whatsapp, sebuah screenshot tulsan yang menginformaskan bahwa, kerusuhan yang terjadi du karena pelugas jaga bernama Ahmad melempar Alguran dan mengakbatkan nasa khaskan menomania.	556	Hoax	
8	Takes 2012 \$28 dishebbash dengan munchinya kusa atau keta yang belahah bulu babi beterapa hinga MU kalasana fitiva haran memaka akal bulu babi, lebaj baru-baru in muncul sembal nih saka guju yang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim kuwaya betho kemba min hakat guju yang perlahah badi yang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum Musim wang perlahah bulu babi, info untuk anda kaum wang perlahah bulu	507	Hoax	
	Takus DTI East differblokas dengan immonitys last also sida yang betahah halu babi saransi-saransi UIII mengleurian fativa baram menggunakan sikat bulu babi, namun baru-baru ini muncul kembal info sikat gigi yang berbahan bulu babi. Informasi bagi anda kaum Manilan agar inbah telit didaram memilih sikati gigi sense adap produk pemberah gigi yang menggunakan bahan deni yang tidak halal. Ayoo cek sakat gigiran, bila ada halisen i ingan sakat didaram sakat membel. Cendelan sapa pada basa produks sakropisk kensasan nakat gila daram sakat membel.	494	Hoax	
	Takun 2012 ibi dishebobkan dengan munculnya lusar atan sida yang belahan bulu babi karapas-sampa IUI mengluarkan fativa haram menggunakan sikat bulu babi, namun baru-baru ini muncul kembal info sikat gigi yang berbahan bulu babi. Informasi bagi anda kaum libani memilih sikat gigi yang berbahan bulu babi. Informasi bagi anda kaum libani perinan memilih sikat gigi yang berbahan bulu babi. Informasi bagi anda kaum libani dari yang dakat balu. Ayon cek sikat gigiyan, bib addi hidani "Rinia" pada kemasan, maka berari isiat gigi perinan habah dari yang dakat gigiyan, bib addi hidani "Rinia" pada kemasan, maka berari isiat gigi perinan habah dari yang dakat gigiyan bib addi hidani "Rinia" pada kemasan, maka berari isiat gigi perinan habah dari yang dakat gigiyan bib addi hidani "Rinia" pada kemasan, maka berari isiat gigi perinan pada pada perinan pada pada perinan pada pada perinan pada pada pada pada perinan pada pada pada pada perinan pada pada pada pada pada pada pada p	487	Hoax	

Gambar 4.1: Tampilan Data Berita atau Konten Berlabel Hoax

4.2 Preprocessing

Tahap preprocessing merupakan tahapan lanjutan setelah melakukan proses akuisisi data-data yang dibutuhkan. Pada tahapan preprocessing data-data dipersiapkan dan dinormalisasi sebelum melakukan proses pelatihan model.

Daftar Pustaka

- Ahmad, A. R., & Murad, H. R. (2020). The Impact of Social Media on Panic During The COVID-19 Pandemic in Iraqi Kurdistan: Online Questionnaire Study. *Journal of Medical Internet Research*, 22(5).
- Albukhitan, S., Alnazer, A., & Helmy, T. (2020). Framework of Semantic Annotation of Arabic Document using Deep Learning. *Procedia Computer Science*, *170*, 989–994. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.096
- Alzahrani, S., & Aljuaid, H. (2020). Identifying cross-lingual plagiarism using rich semantic features and deep neural networks: A study on Arabic-English plagiarism cases. *Journal of King Saud University Computer and Information Sciences*. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2020.04.009
- Asyik, R. (2019). *Inilah Beda Misinformasi*, *Disinformasi*, *dan Malinformasi*. Ayobandung.Com. https://ayobandung.com/read/2019/02/01/44283/inilah-beda-misinformasi-disinformasi-dan-malinformasi
- Benamira, A., Devillers, B., Lesot, E., Ray, A. K., Saadi, M., & Malliaros, F. D. (2019). Semi-supervised learning and graph neural networks for fake news detection. Proceedings of the 2019 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining, ASONAM 2019. https://doi.org/10.1145/3341161.3342958
- Bharadwaj, P., & Shao, Z. (2019). Fake News Detection with Semantic Features and Text Mining. *International Journal on Natural Language Computing*, 8(3). https://doi.org/10.5121/ijnlc.2019.8302
- Bondielli, A., & Marcelloni, F. (2019). A survey on fake news and rumour detection

- techniques. Information Sciences, 497. https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.05.035
- Cao, X., & Yu, L. (2019). Exploring The Influence Of Excessive Social Media Use At Work: A Three-Dimension Usage Perspective. *International Journal of Information Management*, 46(1), 83–92.
- Deepak, S., & Chitturi, B. (2020). Deep neural approach to Fake-News identification. *Procedia Computer Science*, 167. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.276
- Defiyanti, S., & Jajuli, M. (2015). Integrasi Metode Klasifikasi Dan Clustering Dalam Data Mining. *Konferensi Nasional Informatika (KNIF)*, 10(15), 39–44.
- Gerintya, S. (2018). *Hoaks dan Bahaya Rendahnya Kepercayaan Terhadap Media*. https://tirto.id/hoaks-dan-bahaya-rendahnya-kepercayaan-terhadap-media-cKAx
- Hidaya, N., Qalby, N., Alaydrus, S. S., Darmayanti, A., & Salsabila, A. P. (2019). Pengaruh Media Sosial Terhadap Penyebaran Hoax Oleh Digital Native.
- Huang, X., Zanni-Merk, C., & Crémilleux, B. (2019). Enhancing Deep Learning with Semantics: an application to manufacturing time series analysis. *Procedia Computer Science*, *159*, 437–446. https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.09.198
- Kamilaris, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2018). Deep Learning In Agriculture: A Survey. In *Computers and Electronics in Agriculture* (Vol. 147). https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.016
- Konkobo, P. M., Zhang, R., Huang, S., Minoungou, T. T., Ouedraogo, J. A., & Li, L. (2020). A Deep Learning Model for Early Detection of Fake News on Social Media*. Proceedings of 2020 7th IEEE International Conference on Behavioural and Social Computing, BESC 2020. https://doi.org/10.1109/BESC51023.2020.9348311
- Lararenjana, E. (2020). *Mengenal Arti Hoax Atau Berita Bohong, Ketahui Jenis dan Ciri-Cirinya*. https://www.merdeka.com/jatim/mengenal-arti-hoax-atau-berita-bohong-dan-cara-tepat-menyikapinya-kln.html?page
- Latha, C. B. C., & Jeeva, S. C. (2019). Improving The Accuracy Of Prediction Of Heart Disease Risk Based On Ensemble Classification Techniques. *Informatics in Medicine Unlocked*, 16. https://doi.org/10.1016/j.imu.2019.100203
- Meel, P., & Vishwakarma, D. K. (2020). Fake news, rumor, information pollution in

- social media and web: A contemporary survey of state-of-the-arts, challenges and opportunities. *Expert Systems with Applications*, *153*, 112986. https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2019.112986
- Nasir, J. A., Khan, O. S., & Varlamis, I. (2021). Fake news detection: A hybrid CNN-RNN based deep learning approach. *International Journal of Information Management Data Insights*, 1(1), 100007. https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2020.100007
- Nayoga, B. P., Adipradana, R., Suryadi, R., & Suhartono, D. (2021). Hoax Analyzer for Indonesian News Using Deep Learning Models. *Procedia Computer Science*, 179, 704–712. https://doi.org/10.1016/J.PROCS.2021.01.059
- Nurdin, A., Anggo Seno Aji, B., Bustamin, A., & Abidin, Z. (2020). Perbandingan Kinerja Word Embedding Word2Vec, GloVe, Dan FastText Pada Klasifikasi Teks. *Jurnal Tekno Kompak*, *14*(2), 74. https://doi.org/10.33365/jtk.v14i2.732
- Palmer, M. (1981). A Case for Rule-driven Semantic Processing. 19th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 125–131.
- Ramadhani, M. R., & Pratama, A. R. I. (2020). Analisis Kesadaran Cyber Security Pada Pengguna Media Sosial Di Indonesia. *AUTOMATA*, *1*(2). https://journal.uii.ac.id/AUTOMATA/article/download/15426/10219
- Reis, J. C. S., Correia, A., Murai, F., Veloso, A., Benevenuto, F., & Cambria, E. (2019). Supervised Learning for Fake News Detection. *IEEE Intelligent Systems*, *34*(2), 76–81. https://doi.org/10.1109/MIS.2019.2899143
- Reuter, C., & Kaufhold, M. A. (2018). Fifteen years of social media in emergencies: A retrospective review and future directions for crisis Informatics. *Journal of Contingencies and Crisis Management*, 26(1). https://doi.org/10.1111/1468-5973.12196
- Samadi, M., Mousavian, M., & Momtazi, S. (2021). Deep contextualized text representation and learning for fake news detection. *Information Processing & Management*, 58(6), 102723. https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102723
- Utami, M. P., Nurhayati, O. D., & Warsito, B. (2020). Hoax Information Detection System Using Apriori Algorithm and Random Forest Algorithm in Twitter. *6th*

- International Conference on Interactive Digital Media, ICIDM 2020. https://doi.org/10.1109/ICIDM51048.2020.9339648
- Yanuar, A. (2018). *Pengenalan Deep Learning*. Ugm.Ac.Id. https://machinelearning.mipa.ugm.ac.id/2018/06/10/pengenalan-deep-learning
- Zhou, X., & Zafarani, R. (2020). A Survey of Fake News: Fundamental Theories, Detection Methods, and Opportunities. *ACM Computing Surveys*, *53*(5), 1–40. https://doi.org/10.1145/3395046