

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Industri Perhotelan

Industri perhotelan merupakan salah satu sektor jasa yang paling dinamis dan kompetitif dalam ekosistem pariwisata. Menurut (Afni dkk., 2023), hotel didefinisikan sebagai sebuah badan usaha yang menyediakan jasa penginapan, pelayanan makan dan minum, serta fasilitas lainnya yang dikelola secara komersial untuk memenuhi kebutuhan tamu. Manajemen hotel tidak hanya berfokus pada operasional harian, tetapi juga pada strategi pemasaran dan pengelolaan citra merek yang konsisten. Keberlangsungan bisnis hotel sangat bergantung pada kemampuannya untuk beradaptasi dengan perubahan pasar, terutama di wilayah seperti Kota Blitar di mana jumlah kompetitor terus meningkat, menuntut pengelola untuk melakukan diferensiasi layanan (Afni dkk., 2023).

Dalam konteks manajemen modern, industri perhotelan kini bergeser ke arah digitalisasi yang masif. Transformasi ini menjadikan visibilitas daring sebagai faktor penentu okupansi. Penggunaan platform pemesanan kamar dan media sosial telah menciptakan transparansi harga dan kualitas. (Kurnia, 2024) menyatakan bahwa di era digital, manajemen hotel harus memiliki respon yang cepat terhadap dinamika pasar daring karena opini publik yang berkembang di platform digital dapat secara langsung mempengaruhi keputusan calon pelanggan dalam memilih tempat menginap.

2.1.2 Google Maps Review

Platform Google Maps telah menjadi sarana e-Marketing vital yang menunjang keberlangsungan usaha bukan sekadar aplikasi navigasi. Menurut Cahya dkk., 2022, penggunaan Google Maps sebagai media pemasaran digital memberikan dampak positif pada peningkatan pendapatan karena mempermudah konsumen dalam menemukan lokasi dan mengevaluasi kualitas layanan secara transparan. Dalam industri perhotelan, ulasan

(reviews) dan rating di Google Maps menjadi instrumen yang mempengaruhi niat beli calon pelanggan.

Pentingnya ulasan ini didukung oleh penelitian Ardiansyah dkk. (2023) yang menyatakan bahwa ulasan pelanggan adalah cerminan tingkat kepuasan yang harus diukur untuk memenuhi standar pelayanan. Bagi manajemen hotel, ulasan teks memberikan wawasan yang tidak tertangkap oleh angka bintang saja. Nugraha dkk. (2025) menambahkan bahwa analisis terhadap data ulasan Google Maps memungkinkan perusahaan untuk menghadapi dinamika pasar melalui strategi berbasis data (*data-driven business*), yang krusial untuk menjaga retensi pelanggan di tengah persaingan ketat.

2.1.3 Kepuasan Pelanggan

Kepuasan pelanggan merupakan hasil dari perbandingan antara harapan pelanggan sebelum mengonsumsi jasa dengan persepsi yang mereka rasakan setelah menerima jasa tersebut. Dalam bisnis perhotelan, kepuasan pelanggan bersifat sangat subjektif dan dipengaruhi oleh berbagai dimensi kualitas layanan. Menurut (Kurnia, 2024), kepuasan tamu adalah tujuan akhir dari setiap interaksi layanan, karena tamu yang merasa puas tidak hanya akan melakukan kunjungan ulang, tetapi juga berperan sebagai agen pemasaran melalui testimoni positif. Kegagalan dalam memenuhi ekspektasi tamu seringkali berakibat pada keluhan yang kini lebih sering disampaikan melalui media sosial atau platform ulasan daring.

Ulasan pelanggan (customer reviews) telah menjadi parameter standar dalam mengukur kepuasan pelanggan secara objektif dan transparan. (Akhtar dkk., 2017) berpendapat bahwa ulasan teks memberikan wawasan yang jauh lebih spesifik dan mendalam dibandingkan dengan rating bintang konvensional. Melalui teks ulasan, pelanggan dapat mengekspresikan sentimen mereka terhadap atribut tertentu secara mendetail, seperti kebersihan, keramahan staf, hingga kondisi fasilitas. Oleh karena itu, bagi manajemen hotel, memahami kepuasan pelanggan melalui data ulasan teks adalah langkah strategis untuk mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan layanan secara presisi (Akhtar dkk., 2017).

2.1.4 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan teknik komputasi untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini atau emosi dalam teks. Lestanti dkk. (2024) menjelaskan bahwa seiring melimpahnya data dari platform ulasan seperti Google Maps, analisis sentimen menjadi metode krusial untuk memahami perasaan pengguna terhadap suatu layanan secara masif. Teknik ini melibatkan pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*) untuk membedakan apakah sebuah opini bersifat positif, negatif, atau netral Lestanti & Budiman., 2024. Mamani-coaquira & Villanueva, 2024 menambahkan bahwa pendekatan *Deep Learning* saat ini lebih diunggulkan karena kemampuannya menangani ambiguitas bahasa dibandingkan metode berbasis aturan (rule-based).

2.1.5 Web Scraping Data

Web scraping adalah teknik pengambilan data secara otomatis dari sebuah situs web melalui simulasi interaksi manusia dengan peramban (browser). Kurnia (2024) menyatakan bahwa teknik ini merupakan solusi utama dalam mengumpulkan data ulasan pelanggan dalam skala besar di platform seperti Google Maps yang tidak selalu menyediakan akses API (Application Programming Interface) publik secara gratis. Proses scraping bekerja dengan cara menelusuri struktur Document Object Model (DOM) pada halaman HTML untuk menarik elemen spesifik seperti teks komentar, identitas pengguna, rating bintang, dan tanggal ulasan.

(Lestanti & Budiman, 2024) menjelaskan bahwa Google Maps menggunakan mekanisme pemuatan data dinamis (AJAX), sehingga alat scraping yang digunakan harus mampu melakukan simulasi scrolling otomatis untuk memicu pemuatan ulasan-ulasan lama. Penggunaan extension seperti "Web Scraper" mempermudah peneliti dalam mendefinisikan "selektor" elemen HTML secara visual. Keberhasilan tahap pengambilan data ini sangat menentukan kualitas dataset penelitian; semakin besar volume data yang diperoleh, semakin baik pula kemampuan model *Deep Learning* dalam melakukan generalisasi sentimen (Kurnia, 2024; Lestanti & Budiman, 2024).

2.1.6 Pra-pemrosesan Teks (*Text Preprocessing*)

Pra-pemrosesan teks merupakan tahapan krusial dalam siklus *Natural Language Processing* (NLP) yang bertujuan untuk mentransformasi data teks mentah menjadi format yang lebih bersih dan terstruktur. Ulasan dari platform seperti Google Maps seringkali mengandung derau (noise) berupa penggunaan bahasa gaul, singkatan, tanda baca yang berlebihan, hingga karakter non-alfabet yang dapat mengganggu performa model klasifikasi (Ramadani dkk., 2024). Tanpa tahap ini, algoritma Machine Learning atau *Deep Learning* akan kesulitan dalam mengenali pola semantik yang bermakna karena variasi kata yang terlalu tinggi.

Menurut (Lestanti & Budiman, 2024), proses ini melibatkan serangkaian prosedur otomatis yang secara signifikan meningkatkan efisiensi analisis sentimen. Tahapan standar yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi:

A. *Cleaning*

Cleaning adalah proses penghapusan karakter yang tidak relevan seperti angka, tautan URL, alamat email, tanda baca, serta *white space* (spasi berlebih). (Lestanti & Budiman, 2024) menekankan bahwa pembersihan ini membantu fokus algoritma pada konten verbal yang mengandung muatan opini.

B. *Case Folding*

Case Folding adalah proses menyamakan seluruh karakter huruf menjadi huruf kecil (lowercase). Hal ini penting karena secara komputasi kata "Bersih" dan "bersih" dianggap sebagai entitas yang berbeda jika tidak diseragamkan.

C. *Normalization*

Normalization adalah perbaikan kata-kata tidak baku atau singkatan (slang) menjadi kata baku berdasarkan kamus tertentu. Misalnya, mengubah kata "bgt" menjadi "banget".

D. *Tokenization*

Tokenization adalah proses pemecahan satu rangkaian kalimat ulasan menjadi unit-unit kata tunggal yang disebut token.

E. *Stopword Removal*

Stopword Removal adalah proses Penghapusan kata-kata umum yang memiliki frekuensi kemunculan tinggi namun tidak memiliki nilai informasi terhadap sentimen, seperti "di", "ke", "yang", dan "dan".

F. *Stemming*

Stemming adalah proses pengubahan kata berimbuhan menjadi kata dasar. Dalam Bahasa Indonesia, prosedur ini memerlukan algoritma khusus seperti algoritma Nazief & Adriani yang telah diimplementasikan dalam pustaka Sastrawi. Tahap ini sangat vital untuk mereduksi dimensi fitur kata sehingga kata "pelayanan", "melayani", dan "dilayani" akan direpresentasikan oleh akar kata yang sama, yaitu "layan" (Ramadani dkk., 2024).

Tabel 2. 1 Alur Transformasi Data

Tahapan	Input Teks	Output Teks
<i>Cleaning</i>	hotelnya bagus bgt :) !!!	hotelnya bagus bgt
<i>Case Folding</i>	kamar sangat luas!	kamar sangat luas!
<i>Normalization</i>	hotelnya bagus bgt	hotelnya bagus banget
<i>Stopword</i>	hotelnya bagus banget	hotel bagus
<i>Stemming</i>	hotelnya nyaman sekali	hotel nyaman

(Sumber: Lestanti & Budiman, 2024)

2.1.7 Feature Extraction (Word2Vec)

Dalam perkembangan *Natural Language Processing* (NLP), representasi kata telah bertransformasi dari metode berbasis frekuensi seperti TF-IDF menuju metode berbasis vektor kontinu yang lebih dinamis, salah satunya adalah Word2Vec. Menurut penelitian (Kusumaningrum dkk., 2021), Word2Vec merupakan model berbasis jaringan saraf tiruan (neural network) yang dirancang untuk mempelajari representasi vektor kata sedemikian rupa sehingga kata-kata yang muncul dalam konteks yang serupa akan memiliki posisi yang berdekatan dalam ruang vektor multidimensi.

Berbeda dengan metode tradisional yang menghasilkan matriks jarang (*sparse matrix*), Word2Vec menghasilkan vektor padat (*dense vector*) berdimensi rendah. Hal ini memungkinkan sistem untuk menangkap hubungan semantik dan sintaktik antar-kata secara lebih mendalam. Sebagai contoh, dalam konteks ulasan hotel, kata "bersih" dan "rapi" akan direpresentasikan dalam koordinat vektor yang

berdekatan karena sering muncul dalam lingkungan teks yang serupa (Zakharia dkk., 2025).

2.1.8 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (Neural Network) yang paling revolusioner dalam tugas klasifikasi. Meskipun awalnya didesain untuk visi komputer (gambar), variasi 1D-CNN (Satu Dimensi) telah terbukti sangat efisien dalam menangkap fitur lokal pada data sekuensial seperti teks. (Qazi dkk., 2022) menjelaskan bahwa 1D-CNN bekerja dengan cara menggeser sebuah jendela (kernel/filter) sepanjang urutan vektor kata untuk mengekstraksi informasi pola kata atau n-grams yang memiliki bobot sentimen tertentu.

Menurut (Kilichev & Kim, 2023), arsitektur 1D-CNN terdiri dari beberapa lapisan utama yang bekerja secara hierarkis:

1. *Input Layer*

Input Layer adalah proses menerima data teks yang telah dikonversi menjadi representasi numerik.

2. *Embedding Layer*

Embedding Layer adalah sebuah lapisan yang bertugas memetakan setiap kata ke dalam vektor berdimensi tinggi (*word embedding*) di mana kata-kata dengan makna serupa akan berada pada posisi vektor yang berdekatan.

3. *Convolutional Layer*

Convolutional Layer adalah inti dari CNN di mana operasi konvolusi dilakukan menggunakan sejumlah filter untuk mendeteksi fitur-fitur linguistik lokal.

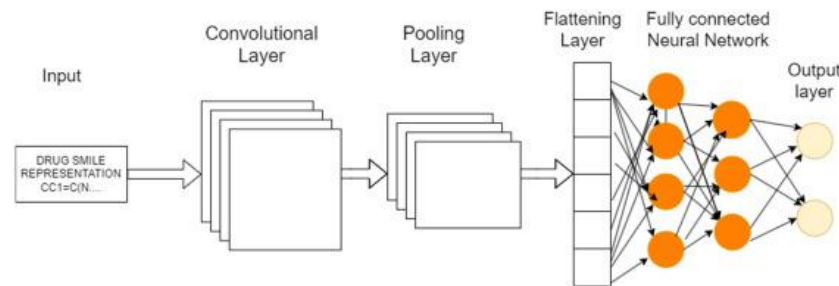
4. *Pooling Layer (Max Pooling)*

Pooling Layer berfungsi untuk mereduksi dimensi data hasil konvolusi dengan cara mengambil nilai fitur yang paling menonjol. Hal ini membuat model lebih tahan terhadap pergeseran posisi kata (Qazi dkk., 2022).

5. *Fully Connected Layer (Dense Layer)*

Fully Connected Layer adalah lapisan terakhir yang mengintegrasikan seluruh fitur hasil ekstraksi untuk melakukan prediksi kelas sentimen (Positif, Negatif, atau Netral) melalui fungsi aktivasi seperti Softmax.

Ilustrasi dari Arsitektur 1D-CNN untuk Klasifikasi Teks ditunjukkan pada **Gambar 2.1** di bawah ini:



(Sumber: Melamane dkk., 2023)

Gambar 2. 1 Arsitektur 1D-CNN Klasifikasi Teks

2.1.9 Optimasi Hyperparameter

Efektivitas model CNN sangat bergantung pada konfigurasi parameter eksternal yang disebut sebagai hyperparameter. Menurut (Franceschi dkk., 2025), hyperparameter mencakup nilai-nilai seperti learning rate, jumlah filter, ukuran kernel, jumlah epochs, dan dropout rate yang harus ditentukan oleh peneliti sebelum proses pelatihan dimulai. Masalah utama dalam pengembangan model *Deep Learning* adalah "pencarian ruang" parameter yang sangat luas, di mana pemilihan nilai yang salah dapat menyebabkan model mengalami overfitting (hanya pintar pada data latih) atau underfitting (gagal belajar).

(Kusumaningrum dkk., 2025) menekankan bahwa penggunaan metode optimasi sistematis seperti Bayesian Optimization atau Grid Search memberikan keunggulan dibandingkan metode trial and error manual. Optimasi ini bekerja dengan mengevaluasi berbagai kombinasi parameter secara otomatis untuk menemukan titik di mana nilai kerugian (loss) paling rendah dan akurasi paling

tinggi tercapai. Penelitian ini membuktikan bahwa model yang telah dioptimasi hyperparameter-nya memiliki performa yang jauh lebih stabil dan akurat saat diuji dengan data ulasan hotel yang bervariasi.

2.1.10 Evaluasi Model

Untuk mengukur keandalan model klasifikasi sentimen, digunakan matriks evaluasi berbasis Confusion Matrix menurut V. Shanmuganathan diacu dalam (Lestanti & Budiman, 2024). Confusion Matrix merupakan tabel evaluasi yang digunakan untuk membandingkan hasil prediksi model dengan label aktual pada data uji.

Dalam evaluasi klasifikasi terdapat empat istilah utama, yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Masing-masing dijelaskan sebagai berikut:

1. True Positive (TP)

True Positive adalah kondisi ketika model memprediksi suatu data sebagai kelas tertentu dan hasil prediksi tersebut sesuai dengan label aktualnya.

2. True Negative (TN)

True Negative adalah kondisi ketika model tidak memprediksi suatu data sebagai kelas tertentu dan keputusan tersebut benar karena data tersebut memang bukan bagian dari kelas tersebut.

3. False Positive (FP)

False Positive adalah kondisi ketika model memprediksi suatu data masuk ke kelas tertentu, tetapi label aktualnya bukan kelas tersebut.

4. False Negative (FN)

False Negative adalah kondisi ketika data sebenarnya termasuk ke dalam suatu kelas tertentu, tetapi model gagal mengenalinya dan memprediksinya sebagai kelas lain.

Selanjutnya untuk Metrik Evaluasi terbagi menjadi empat, yaitu:

1. Akurasi (*Accuracy*)

Akurasi adalah pengukuran seberapa tepat prediksi yang dilakukan secara keseluruhan selama proses pelatihan. Rumus yang digunakan untuk menghitung Akurasi dapat dilihat pada persamaan (2.1) berikut:

Keterangan:

TP: true positive

TN: true negative

FP: false positive

FN: false negative

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP + TN + FP + FN} \dots\dots\dots(2.1)$$

5. Presisi (*Precision*)

Presisi mengukur seberapa tepat prediksi dalam mengidentifikasi nilai benar, meskipun data sebenarnya sudah termasuk dalam kelas positif atau benar. Rumus yang digunakan untuk menghitung Presisi dapat dilihat pada persamaan (2.2) berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \dots\dots\dots (2.2)$$

6. Recall

Recall adalah Rasio kemampuan model menemukan kembali seluruh data yang berlabel positif sebenarnya.

Rumus yang digunakan untuk menghitung Recall dapat dilihat pada persamaan (2.3) berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \dots\dots\dots (2.3)$$

7. F1-Score

F1-Score merupakan metrik evaluasi yang menggabungkan nilai presisi dan recall menjadi satu angka tunggal untuk memberikan gambaran performa model secara lebih seimbang. Menurut (Zakharia dkk., 2025), F1-Score menjadi metrik yang sangat krusial dalam klasifikasi sentimen, terutama apabila dataset yang digunakan memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang (imbalanced data). Dalam

konteks ulasan Google Maps Hotel Grand Mansion, di mana jumlah ulasan positif biasanya jauh lebih mendominasi dibandingkan ulasan negatif, penggunaan akurasi saja sering kali menyesatkan. F1-Score memastikan bahwa model tidak hanya unggul pada kelas mayoritas, tetapi juga memiliki performa yang baik dalam mendeteksi kelas minoritas (seperti ulasan keluhan/negatif).

Rumus perhitungan *F1-Score* adalah dapat dilihat pada persamaan (2.4) berikut:

$$F1Score = 2x \frac{Precision+Recall}{Precision \times Recall} \dots\dots\dots (2.4)$$

Nilai F1-Score berkisar antara 0 hingga 1. Model dianggap memiliki kemampuan klasifikasi yang sempurna jika memiliki nilai F1-Score mendekati 1.

2.1.11 Importance-Performance Analysis (IPA)

Importance-Performance Analysis (IPA) adalah instrumen analisis manajemen yang digunakan untuk memetakan prioritas strategis perbaikan layanan. Dalam penelitian ini, IPA diintegrasikan dengan hasil analisis sentimen dari CNN untuk memberikan rekomendasi yang lebih tajam bagi manajemen Hotel Grand Mansion Blitar. Integrasi ini mentransformasi data tekstual ulasan menjadi dua variabel kuantitatif:

1. Importance (Kepentingan)

Importance adalah *Variabel* yang diukur berdasarkan frekuensi kemunculan (count) atau seberapa sering sebuah atribut layanan (seperti "kebersihan", "wifi", atau "staf") disebutkan oleh pelanggan dalam ulasan yang ada.

2. Performance (Kinerja)

Performance adalah variabel yang diukur berdasarkan rata-rata rating dari ulasan pelanggan yang memuat indikator layanan tertentu. Ulasan positif meningkatkan skor kinerja, sementara ulasan negatif menurunkannya.

Hasil pemetaan tersebut kemudian dimasukkan ke dalam diagram kartesius yang terbagi menjadi empat kuadran :

1. Kuadran I (*Concentrate Here*)

Kuadran ini terletak pada area dengan kepentingan tinggi namun kinerja rendah. Atribut dalam kuadran ini dianggap sangat penting oleh tamu tetapi pihak hotel gagal memenuhinya dengan baik, sehingga harus segera diperbaiki.

2. Kuadran II (*Keep Up the Good Work*)

Kuadran ini terletak pada area dengan kepentingan tinggi dan kinerja tinggi. Atribut ini dianggap sangat penting dan pihak hotel telah memberikan kinerja yang memuaskan, sehingga prestasi ini harus dipertahankan.

3. Kuadran III (*Low Priority*)

Kuadran ini terletak pada area dengan kepentingan rendah dan kinerja rendah. Atribut ini dianggap kurang penting oleh pelanggan dan kinerjanya pun biasa saja, sehingga tidak perlu menjadi fokus utama perbaikan.

4. Kuadran IV (*Possible Overkill*)

Kuadran ini terletak pada area dengan kepentingan rendah namun kinerja tinggi. Atribut ini dianggap kurang penting bagi pelanggan tetapi hotel memberikan kinerja yang berlebihan, sehingga sumber daya di area ini dapat dialokasikan ke atribut lain yang lebih krusial.

Ilustrasi Diagram Kartesius dapat dilihat pada **Gambar 2.2** di bawah ini:

Kepentingan ($\bar{Y}$)	(Prioritas Utama) I	(Pertahankan Prestasi) II
	(Prioritas Rendah) III	(Berlebihan) IV
$\bar{X}$ Kinerja (x)		

(Sumber: Uktutias, 2018)

Gambar 2. 2 Importance Performance Analysis dalam Diagram Kartesius

2.2 Kajian Penelitian

Setiap penelitian membutuhkan studi literatur yang relevan, yang mencakup pengkajian terhadap penelitian-penelitian terdahulu yang menggunakan metode maupun variabel serupa. Kajian empiris yang memiliki keterkaitan dengan penelitian ini disajikan pada tabel berikut.

Tabel 2. 2 Kajian Empiris

No.	Judul	Penulis, Tahun, Jurnal	Hasil	Perbedaan
1	Klasifikasi Berbasis <i>Convolutional Neural Network</i> untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Pelanggan Hotel di Kota Pekanbaru	Kana Kurnia, 2024 Skripsi (UIN Suska Riau)	Penelitian ini membuktikan bahwa implementasi arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) memberikan hasil yang sangat efektif dalam mengotomatisasi klasifikasi sentimen pada ulasan tekstual hotel berbahasa Indonesia. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN mampu mengekstraksi fitur-fitur linguistik secara mandiri tanpa memerlukan rekayasa fitur manual yang rumit. Melalui pemanfaatan <i>word embedding</i> , model berhasil mengenali pola emosi pelanggan dengan tingkat akurasi, presisi, dan <i>recall</i> yang tinggi. Penelitian ini menyimpulkan bahwa penggunaan algoritma <i>Deep Learning</i> jauh lebih unggul dalam menangani kompleksitas bahasa ulasan pelanggan di platform digital dibandingkan metode <i>Machine Learning</i> konvensional, sehingga sangat relevan digunakan sebagai instrumen evaluasi layanan pada industri perhotelan.	Perbedaan paling mendasar terletak pada subjek data yang dianalisis. Penelitian terdahulu berfokus pada ulasan hotel di wilayah Kota Pekanbaru secara umum. Sementara itu, penelitian ini memiliki lokus yang lebih spesifik dan mendalam, yaitu Hotel Grand Mansion Blitar. Hal ini memberikan karakteristik data yang berbeda, baik dari segi dialek lokal pelanggan maupun jenis fasilitas yang sering diulas. Pada penelitian (Kurnia, 2024), model CNN yang dibangun cenderung menggunakan parameter standar atau konfigurasi manual. Sebaliknya, penelitian ini menambahkan tahap Optimasi Hyperparameter (Grid Search).
2	Sentiment analysis of Indonesian hotel reviews: from classical	Kusumaningrum dkk., (2021) <i>Int. Journal of Advances in</i>	Penelitian ini melakukan studi komparatif yang komprehensif antara algoritma <i>Machine Learning</i> tradisional	Perbedaan utama antara penelitian (Kusumaningrum dkk., 2021) dengan penelitian yang

No.	Judul	Penulis, Tahun, Jurnal	Hasil	Perbedaan
	machine learning to deep learning	<i>Intelligent Informatics</i>	(seperti <i>Logistic Regression</i> , <i>Naive Bayes</i> , dan <i>Support Vector Machine</i>) dengan algoritma <i>Deep Learning</i> berupa <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) dalam konteks ulasan hotel berbahasa Indonesia. Fokus utama penelitian ini adalah mengevaluasi efektivitas penggunaan model <i>Word2Vec</i> sebagai teknik <i>word embedding</i> untuk merepresentasikan makna semantik kata. Hasil eksperimen menunjukkan secara empiris bahwa arsitektur CNN memiliki performa yang jauh lebih unggul dibandingkan seluruh metode klasikal lainnya, dengan pencapaian akurasi tertinggi sebesar 98,08%. Hal ini membuktikan bahwa CNN sangat andal dalam menangani dataset teks yang besar dan kompleks karena kemampuannya dalam melakukan ekstraksi fitur hierarkis secara otomatis tanpa memerlukan proses pembobotan kata manual yang rumit, sehingga menjadikannya standar baru yang lebih akurat untuk analisis opini pelanggan pada industri perhotelan di Indonesia.	dilakukan terletak pada cakupan metodologi dan orientasi hasil akhirnya, di mana penelitian terdahulu lebih menitikberatkan pada perbandingan performa antara berbagai algoritma klasifikasi pada ulasan hotel secara umum di Indonesia, sedangkan penelitian ini berfokus secara spesifik pada optimasi internal model melalui teknik Optimasi Hyperparameter (<i>Grid Search</i>) untuk mendapatkan konfigurasi arsitektur 1D-CNN terbaik bagi data Hotel Grand Mansion Blitar.
3	Analisis Sentimen Berdasarkan Hasil Review Lokasi Google Map Menggunakan NLTK TextBlob dan Naïve Bayes	Lestanti dkk., (2024), JAMI (Jurnal Ahli Muda Indonesia)	Penelitian ini menunjukkan bahwa platform ulasan Google Maps merupakan instrumen data yang sangat kaya dan representatif untuk memahami persepsi publik terhadap kualitas layanan di lokasi tertentu. Dengan memanfaatkan pustaka <i>Natural Language Toolkit</i> (NLTK) dan <i>TextBlob</i> berbasis bahasa pemrograman Python,	Perbedaan mendasar antara penelitian (Lestanti & Budiman, 2024) dengan penelitian ini terletak pada kompleksitas teknis algoritma yang digunakan serta tujuan akhir dari pengolahan datanya. Di saat penelitian rujukan menerapkan algoritma <i>Naïve</i>

No.	Judul	Penulis, Tahun, Jurnal	Hasil	Perbedaan
			penelitian ini berhasil mengekstraksi opini pelanggan menjadi informasi polaritas sentimen yang terukur. Hasil studi menyimpulkan bahwa implementasi algoritma <i>Naïve Bayes</i> memiliki tingkat efektivitas dan efisiensi yang baik dalam melakukan klasifikasi teks ulasan, sehingga memungkinkan pengelola lokasi untuk memantau sentimen positif maupun negatif dari pengguna secara otomatis. Penelitian ini menegaskan bahwa pemanfaatan data besar dari platform digital seperti Google Maps sangat krusial dalam mendukung transparansi evaluasi layanan di era digital saat ini.	<i>Bayes</i> yang berbasis pada teori probabilitas klasik, penelitian ini menggunakan pendekatan <i>Deep Learning</i> yang lebih kompleks, yaitu arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang mampu menangkap fitur linguistik lokal dan hubungan antar-kata secara lebih mendalam.
4	Hyperparameter Optimization for Convolutional Neural Network-Based Sentiment Analysis	Kusumaningrum dkk., (2025) <i>Journal of Adv. Research in Applied Sciences</i>	Penelitian ini mengusulkan implementasi <i>Bayesian Optimization</i> untuk mengotomatisasi pemilihan <i>hyperparameter</i> pada model <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) dalam tugas analisis sentimen. Hasil eksperimen membuktikan bahwa <i>Bayesian Optimization</i> memiliki efisiensi waktu komputasi yang paling unggul dibandingkan metode <i>Random Search</i> dan <i>Grid Search</i>, dengan waktu pengerjaan hanya sebesar 175,746765 detik pada percobaan kelima. Teknik ini berhasil memangkas waktu secara signifikan dibandingkan dengan pencarian <i>hyperparameter</i> secara manual yang memerlukan hingga 540 kali percobaan.	Perbedaan mendasar antara penelitian (Kusumaningrum dkk., 2025) dengan penelitian ini terletak pada fokus lokus data dan tujuan akhir analisisnya. Penelitian ini menerapkan metode optimasi tersebut secara khusus pada ulasan Hotel Grand Mansion Blitar dan mengintegrasikan hasil klasifikasi sentimen ke dalam metode Importance-Performance Analysis (IPA).
5	Analisis Sentimen Publik di Twitter	Zakharia dkk., (2025),	Penelitian ini mengevaluasi respon dan opini masyarakat di	Perbedaan mendasar antara penelitian (Zakharia dkk.,

No.	Judul	Penulis, Tahun, Jurnal	Hasil	Perbedaan
	tentang Pemanfaatan AI dalam Seni Digital menggunakan CNN	JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan)	platform media sosial Twitter terhadap fenomena integrasi Kecerdasan Buatan (AI) dalam ranah seni digital menggunakan algoritma <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN). Studi ini menunjukkan bahwa model CNN sangat efektif dalam menangkap fitur linguistik yang kompleks dan beragam pada data teks pendek yang seringkali menggunakan bahasa tidak baku di media sosial. Melalui serangkaian tahapan mulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan, hingga klasifikasi, penelitian ini berhasil mengidentifikasi polaritas sentimen publik yang memberikan gambaran mengenai tingkat penerimaan maupun kekhawatiran masyarakat terhadap penggunaan AI dalam karya seni. Hasil penelitian menyimpulkan bahwa pendekatan <i>Deep Learning</i> dengan arsitektur CNN memberikan performa metrik evaluasi yang stabil dan akurat dalam mengolah data opini publik yang bervolume besar, sehingga mampu memberikan wawasan yang berharga mengenai tren persepsi teknologi di masyarakat.	2025) dengan penelitian ini terletak pada sumber data, konteks industri, serta kedalaman analisis manajerialnya. Penelitian rujukan ini menggunakan Twitter sebagai sumber data utama dengan fokus pada topik teknologi seni digital, sementara penelitian ini menggunakan platform Google Maps untuk menganalisis ulasan spesifik mengenai Hotel Grand Mansion Blitar. Serta menerapkan metode Importance-Performance Analysis (IPA) untuk mengonversi hasil sentimen menjadi rekomendasi strategis.
6	Perbandingan Algoritma SVM, <i>Decision Tree</i> , dan <i>Logistic Regression</i> pada Analisis Sentimen Ulasan Netflix	Ramadani dkk., (2024) Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi	Penelitian ini menegaskan bahwa tingkat keberhasilan analisis sentimen ulasan pelanggan sangat dipengaruhi oleh ketepatan pemilihan algoritma klasifikasi serta kualitas tahapan pra-pemrosesan data teks. Berdasarkan studi komparatif terhadap opini pengguna aplikasi Netflix, algoritma <i>Support Vector Machine</i> (SVM) secara konsisten	Perbedaan substansial antara penelitian (Ramadani dkk., 2024) dengan penelitian ini terletak pada paradigma algoritma yang diadopsi, fokus data yang diolah, serta kedalaman metodologi analisis lanjutannya. Jika penelitian rujukan ini

No.	Judul	Penulis, Tahun, Jurnal	Hasil	Perbedaan
			menunjukkan keunggulan performa dibandingkan dengan metode <i>Decision Tree</i> dan <i>Logistic Regression</i> . Hal ini dibuktikan dengan perolehan akurasi rata-rata SVM sebesar 88,18%, dengan nilai tertinggi mencapai 92,69% melalui pengujian <i>K-Fold Cross Validation</i> . Hasil penelitian juga menyimpulkan bahwa prosedur pembersihan data yang mencakup eliminasi karakter, tokenisasi, hingga <i>stemming</i> berperan vital dalam meningkatkan keandalan model, sehingga mampu menghasilkan sebaran sentimen positif dan negatif yang representatif sebagai dasar pengambilan keputusan strategis untuk peningkatan layanan digital.	menggunakan pendekatan <i>Machine Learning</i> konvensional seperti SVM, <i>Decision Tree</i> , dan <i>Logistic Regression</i> untuk menganalisis ulasan platform hiburan digital global di Google Play Store, penelitian ini bertransformasi menggunakan pendekatan <i>Deep Learning</i> melalui arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengekstraksi fitur linguistik secara otomatis dari data ulasan ulasan Hotel Grand Mansion Blitar pada Google Maps.
7	Usulan Peningkatan Kualitas Pelayanan Trans Shuttle Menggunakan Metode <i>Importance Performance Analysis</i> (IPA)	Kurniawan & Febrianti, (2022), Jurnal Institut Teknologi Nasional (Itenas)	Penelitian ini berfokus pada evaluasi kualitas pelayanan jasa transportasi darat (Trans Shuttle) dengan mengintegrasikan dua metode utama, yaitu <i>Importance Performance Analysis</i> (IPA) dan <i>Customer Satisfaction Index</i> (CSI). Hasil penelitian mengidentifikasi bahwa tingkat kepuasan pelanggan secara keseluruhan berada pada angka 61,056%, yang diklasifikasikan dalam kategori "Cukup Puas" (<i>Quite Satisfied</i>). Melalui analisis diagram kartesius IPA, ditemukan lima atribut pelayanan spesifik yang menempati Kuadran I (<i>Concentrate Here</i>), yang menunjukkan bahwa atribut-atribut tersebut memiliki tingkat kepentingan tinggi bagi pelanggan namun	Perbedaan mendasar antara penelitian (Kurniawan & Febrianti, 2022) dengan penelitian terletak pada cara data diperoleh dan diolah. Penelitian rujukan kemungkinan besar menggunakan metode konvensional seperti kuesioner atau survei terstruktur untuk mendapatkan nilai kepentingan dan kinerja dari responden. Sebaliknya, penelitian ini menggunakan pendekatan dengan melakukan <i>web scraping</i> pada ulasan Google Maps. Data yang diolah bersifat tidak terstruktur (teks alami), bukan

No.	Judul	Penulis, Tahun, Jurnal	Hasil	Perbedaan
			kinerjanya masih dianggap rendah oleh perusahaan. Temuan ini memberikan dasar bagi manajemen Trans Shuttle untuk melakukan intervensi perbaikan yang terfokus pada atribut prioritas tersebut guna meningkatkan daya saing dan kepuasan pengguna jasa secara efektif.	angka skala Likert dari kuesioner, sehingga memberikan gambaran opini yang lebih jujur dan masif dari pelanggan.
8	Analisis Tingkat Kepuasan Pasien Rawat Jalan RSIA NUN Surabaya (IPA & CSI)	Sendy Ayu Mitra Uktutias, (2018) Jurnal Manajemen Kesehatan	Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kualitas layanan kesehatan di RSIA NUN Surabaya dengan membandingkan tingkat persepsi kinerja dan tingkat kepentingan pasien melalui integrasi metode <i>Importance-Performance Analysis</i> (IPA) dan <i>Customer Satisfaction Index</i> (CSI). Berdasarkan hasil pengolahan data terhadap 25 atribut pelayanan yang dikumpulkan melalui kuesioner kepada 96 responden, ditemukan adanya kesenjangan (<i>gap</i>) yang signifikan di mana terdapat atribut bukti langsung yang menempati Kuadran I pada diagram kartesius, sehingga menjadi prioritas utama untuk segera diperbaiki oleh manajemen rumah sakit. Secara keseluruhan, nilai indeks kepuasan pelanggan (CSI) menunjukkan bahwa pasien merasa cukup puas dengan layanan yang diberikan, namun pihak instansi tetap memerlukan rekomendasi strategis dari pemetaan kuadran IPA untuk mengalokasikan sumber daya pada fasilitas-fasilitas yang dianggap krusial bagi kenyamanan pasien rawat jalan.	Perbedaan mendasar antara penelitian (Uktutias, 2018) dengan penelitian ini terletak pada pendekatan pengumpulan data, teknologi klasifikasi yang diterapkan, serta konteks industri objek penelitiannya. Penelitian rujukan ini berfokus pada sektor kesehatan dengan mengandalkan data primer yang diperoleh secara manual melalui penyebaran kuesioner kepada pasien rawat jalan, sementara penelitian ini berfokus pada sektor perhotelan (Hotel Grand Mansion Blitar) dengan memanfaatkan ulasan digital dari platform Google Maps yang dikumpulkan secara otomatis melalui teknik web scraping.
9	Analisis sentimen	Ardiansyah dkk., (2023)	Penelitian ini membuktikan bahwa	Perbedaan mendasar antara penelitian

No.	Judul	Penulis, Tahun, Jurnal	Hasil	Perbedaan
	terhadap pelayanan Kesehatan berdasarkan ulasan Google Maps menggunakan BERT	Jurnal Fasilkom	pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan, khususnya melalui cabang <i>Natural Language Processing</i> (NLP), merupakan metode yang efektif untuk mengekstraksi opini pasien dari platform Google Maps guna mengukur standar pelayanan kesehatan. Dengan menggunakan model <i>state-of-the-art</i> BERT (<i>Bidirectional Encoder Representations from Transformers</i>), khususnya varian indobenchmark/indobert-base-pl, penelitian ini berhasil mengolah dan mengklasifikasikan 4.228 data ulasan berbahasa Indonesia dengan performa yang sangat baik. Hasil studi menyimpulkan bahwa implementasi BERT mampu mengatasi kendala anomali data di mana teks ulasan seringkali tidak berkorelasi langsung dengan <i>rating</i> bintang yang diberikan, sehingga memberikan gambaran yang lebih akurat dan objektif bagi pengelola rumah sakit atau klinik dalam mengevaluasi kepuasan pengguna layanan mereka.	(Ardiansyah dkk., 2023), dengan penelitian ini terletak pada pemilihan arsitektur algoritma, cakupan industri, serta kedalaman analisis manajerial yang dihasilkan. Penelitian rujukan ini mengadopsi model transformer (BERT) untuk mengolah ulasan di sektor pelayanan kesehatan secara umum, sementara penelitian ini menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) yang difokuskan secara spesifik pada industri perhotelan, yakni Hotel Grand Mansion Blitar. Secara metodologis, penelitian ini menyertakan elemen teknis berupa Optimasi Hyperparameter.
10	Data-Driven Culinary Business: Analisis Google Maps Scraping untuk Menghadapi Fenomena FOMO	Nugraha dkk., (2025) INDEX (Informatics and Digital Expert)	Penelitian ini berhasil merumuskan model strategi bisnis kuliner berbasis data untuk mengatasi dampak ketidakstabilan popularitas akibat fenomena <i>Fear of Missing Out</i> (FOMO) di Kota Tasikmalaya. Dengan memanfaatkan teknik <i>web scraping</i> pada platform Google Maps, penelitian ini mengidentifikasi 72 unit usaha kuliner yang kemudian dianalisis menggunakan algoritma klastering <i>K-Means</i> . Hasil	Perbedaan fundamental antara penelitian Nugraha dkk. (2025) dengan penelitian ini terletak pada orientasi metodologi klasifikasi, objek penelitian, serta kerangka strategi manajerial yang diterapkan. Penelitian rujukan ini berfokus pada industri kuliner di Tasikmalaya dengan menggunakan

No.	Judul	Penulis, Tahun, Jurnal	Hasil	Perbedaan
			klastering membagi pelaku usaha ke dalam tiga segmen strategis: Klaster Kualitas Tinggi (45 UMKM), Klaster Populer Berisiko (25 UMKM), dan Klaster Bintang Viral (2 UMKM). Studi ini menyimpulkan bahwa pengolahan data ulasan publik melalui pengembangan metrik "Skor FOMO" dan "Matriks Strategi 4 Kuadran" (Zona A hingga D) sangat efektif dalam memberikan panduan diagnostik bagi pemilik bisnis untuk meningkatkan retensi pelanggan dan membangun keberlanjutan usaha tanpa hanya bergantung pada tren sesaat.	pendekatan pembelajaran mesin tak terarah (<i>unsupervised learning</i>) melalui algoritma <i>K-Means Clustering</i> untuk mengelompokkan bisnis berdasarkan metrik popularitas mentah seperti jumlah ulasan dan <i>rating</i> . Sebaliknya, penelitian ini berfokus pada industri perhotelan, khususnya Hotel Grand Mansion Blitar, dengan menerapkan algoritma pembelajaran terarah (<i>supervised learning</i>) berupa Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan muatan emosional atau sentimen dalam teks ulasan.
11	Analisis Sentimen Pengunjung Terhadap Fasilitas dan Layanan di Pantai Pudak Menggunakan Algoritma LSTM	Yusuf dkk., (2025) Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan	Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan 419 data ulasan bersih dengan akurasi model sebesar 79%. Hasil menunjukkan dominasi sentimen positif (73,03%) terhadap objek wisata Pantai Pudak. Namun, studi ini mencatat adanya kendala pada false prediction yang disebabkan oleh ketidakseimbangan data (<i>imbalanced data</i>) pada kelas netral dan negatif.	Perbedaan antara penelitian yang dilakukan (Yusuf dkk., 2025) terletak pada arsitektur yang dipilih yaitu Long Short-Term Memory (LSTM) yang fokus pada urutan panjang, sementara penelitian ini menggunakan 1D-CNN untuk menangkap fitur lokal (<i>n-grams</i>). Selain itu, penelitian ini menambahkan tahap optimasi Grid Search untuk mengatasi masalah stabilitas akurasi dan mengintegrasikan metode IPA untuk analisis manajerial.
12	Aplikasi Klasifikasi	Kararisma dkk., (2022) JATI	Penelitian ini mengimplementasikan	Perbedaan mendasar antara penelitian

No.	Judul	Penulis, Tahun, Jurnal	Hasil	Perbedaan
	Sentimen Pada Ulasan Smartphone Di Situs Jual Beli Online Berbasis Web Menggunakan Naive Bayes Dengan TF-IDF	(Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)	algoritma Naive Bayes untuk menilai ulasan produk secara otomatis pada platform e-commerce. Penggunaan TF-IDF terbukti efektif untuk pembobotan kata berdasarkan frekuensi kemunculan. Hasilnya adalah sebuah aplikasi berbasis web yang mampu mempermudah pemilik usaha dalam memantau kepuasan pelanggan secara statistik.	yang dilakukan Kararisma dkk., (2022) dengan penelitian ini terletak pada penggunaan pendekatan Machine Learning klasik (Naive Bayes) yang bersifat linier dan bergantung pada frekuensi kata, sedangkan penelitian ini menggunakan Deep Learning (CNN) dengan Word Embedding (Word2Vec) yang mampu menangkap hubungan semantik antar kata. Output penelitian ini juga melangkah lebih jauh ke pemetaan strategi melalui diagram kartesius IPA.ar

Merujuk pada penelitian sebelumnya yang relevan seperti yang terlihat pada tabel 2.2 di atas, penjelasan untuk masing-masing penelitian disampaikan di bawah ini:

Penelitian pertama yang Berjudul "Klasifikasi Berbasis Convolutional Neural Network untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Pelanggan Hotel di Kota Pekanbaru” Penelitian ini merupakan karya ilmiah terbaru yang ditulis oleh Kana Kurnia pada tahun 2024 dan dipublikasikan dalam bentuk Skripsi di Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim (UIN Suska) Riau. Karya ini memiliki relevansi kontekstual yang sangat tinggi. Fokus penelitian ini adalah penerapan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan hotel di Kota Pekanbaru. Pemilihan lokasi Pekanbaru sebagai studi kasus memberikan gambaran mengenai tantangan pemrosesan bahasa alami dalam konteks Bahasa Indonesia dengan dialek atau gaya penulisan lokal, yang memiliki kemiripan tantangan dengan data ulasan di Kota Blitar. Hasil yang dilaporkan dalam penelitian ini sangat impresif. Model CNN yang dikembangkan mampu

mencapai tingkat akurasi hingga 98%. Angka ini mengindikasikan bahwa model tersebut sangat baik dalam membedakan ulasan positif dan negatif. Tingginya akurasi ini kemungkinan besar didukung oleh penggunaan teknik representasi kata (*word embedding*) yang mampu memetakan kata-kata dengan makna serupa ke dalam ruang vektor yang berdekatan.

Penelitian kedua yang Berjudul "Sentiment Analysis of Indonesian Hotel Reviews: From Classical Machine Learning to *Deep Learning*". Penelitian ini adalah salah satu literatur paling otoritatif dalam daftar kajian empiris ini. Ditulis oleh tim peneliti senior yang terdiri dari Retno Kusumaningrum, A. H. Arifin, S. F. Khoerunnisa, P. S. Sasongko, P. W. Wirawan, dan M. Syafrudin, penelitian ini diterbitkan pada tahun 2025 di *International Journal of Advances in Intelligent Informatics* (IJAIN). Hasil penelitian ini sangat konklusif dan menjadi justifikasi utama pemilihan CNN dalam penelitian ini. CNN dengan *dropout* sebesar 0.2, fungsi aktivasi *Tanh* pada lapisan konvolusi, fungsi aktivasi *Softmax* pada output, dan pengoptimal *Adam*, berhasil mencapai akurasi rata-rata tertinggi sebesar 98.08%. Performa ini secara signifikan mengungguli metode klasik seperti Naive Bayes dan SVM.

Berikut ini perbandingan performa yang menjadi temuan kunci Kusumaningrum dkk. (2021) dapat dilihat pada tabel (2.3) berikut:

Tabel 2. 3 Data hasil perbandingan performa

Metode Algoritma	Teknik Flur	Akurasi Tertinggi	Keterangan
Naive Bayes	TF-IDF / Bag of Words	< 90%	Cepat, namun kurang akurat pada konteks kompleks.
SVM	TF-IDF	~92%	Baik untuk margin maksimal, namun berat dikomputasi pada data besar.
CNN (Deep Learning)	Word2Vec Embedding	98.08%	Superior dalam menangkap pola semantik lokal.

(Sumber: Kusumaningrum dkk., 2025)

Penelitian ketiga yang Berjudul "Analisis Sentimen Berdasarkan Hasil Review Lokasi Google Map Menggunakan Natural Language Toolkit TextBlob dan Naïve Bayes". Penelitian ini dilakukan oleh Sri Lestanti dan Saiful Nur Budiman, dipublikasikan pada Desember 2024 di JAMI: Jurnal Ahli Muda Indonesia. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang sangat berat di sisi algoritma *Deep*

Learning, penelitian ini menawarkan perspektif yang lebih pragmatis dan aplikatif dengan menggunakan tools yang lebih sederhana. Hasil penelitian menyimpulkan bahwa Naive Bayes memiliki tingkat efektivitas dan efisiensi yang baik untuk pemantauan sentimen dasar. Namun, keterbatasannya sangat jelas: akurasi Naive Bayes cenderung stagnan pada level tertentu dan sulit ditingkatkan lebih jauh karena ketidakmampuannya menangkap konteks kalimat.

Penelitian keempat yang Berjudul "*Hyperparameter Optimization for Convolutional Neural Network-Based Sentiment Analysis*" Ini adalah penelitian kunci yang menjadi pembeda utama dalam penelitian ini. Ditulis oleh Kusumaningrum, Arifin, dkk., dan diterbitkan pada tahun 2025 di *Journal of Advanced Research in Applied Sciences and Engineering Technology*. Dalam penelitian ini menggunakan model Bayesian Optimization hanya membutuhkan waktu 175.74 detik pada percobaan kelima untuk menemukan parameter optimal. Dibandingkan dengan pencarian manual atau *Grid Search* yang bisa memakan waktu berjam-jam atau berhari-hari (hingga 540 kali percobaan manual). Serta penerapan teknik ini menghasilkan nilai *Precision* tertinggi (0.8168) dan *Specificity* (0.7176). Nilai spesifisitas yang tinggi sangat penting dalam analisis sentimen bisnis, karena ini berarti model sangat pandai mengenali sentimen negatif (tidak salah melabeli komplain sebagai pujian).

Penelitian ke-5 yang Berjudul "Analisis Sentimen Publik di Twitter Tentang Pemanfaatan AI Dalam Seni Digital Menggunakan CNN". Penelitian oleh Ade Zakharia, Herliyani Hasanah, dan Agustina Srirahayu 2025 dipublikasikan di *JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan)*. Fokus penelitian ini adalah analisis sentimen pada media sosial Twitter terkait topik yang sangat spesifik dan teknis: seni berbasis kecerdasan buatan (*AI Art*). Model CNN yang dibangun mencapai akurasi sebesar 71.29%. Angka ini mungkin terlihat rendah jika dibandingkan dengan penelitian ulasan hotel (98%), namun sangat wajar untuk data Twitter yang penuh noise.

Penelitian keenam yang Berjudul "Perbandingan Algoritma SVM, Decision Tree, dan Logistic Regression Pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Netflix" Penelitian komparatif ini dilakukan oleh Ramadani, Tahyudin, dan Barkah 2024 dan diterbitkan di *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*. Objek

penelitiannya adalah ulasan aplikasi Netflix di Google Play Store, yang memiliki karakteristik mirip dengan ulasan Google Maps (teks pendek hingga menengah, fokus pada pengalaman pengguna).

Penelitian ketujuh yang Berjudul "Usulan Peningkatan Kualitas Pelayanan Trans *Shuttle* Menggunakan Metode *Importance Performance Analysis* (IPA)". (Kurniawan & Febrianti, 2022) yang dipublikasikan dalam Jurnal *FTI Institut Teknologi Nasional (Itenas)*. Berbeda dengan enam jurnal sebelumnya yang berfokus pada aspek teknis algoritma (informatika murni), penelitian ini masuk ke ranah sistem informasi manajemen dan kualitas layanan. Penelitian ini menggunakan dua instrumen utama, yaitu: *Customer Satisfaction Index* (CSI), dan *Importance-Performance Analysis* (IPA). Hasil CSI menunjukkan angka 61.056% (Cukup Puas). Namun, kekuatan sebenarnya terlihat pada analisis IPA. Penelitian ini berhasil mengidentifikasi lima atribut layanan spesifik yang masuk ke Kuadran I (Prioritas Utama). Atribut-atribut ini dianggap sangat penting oleh pelanggan, namun kinerjanya dinilai buruk oleh penyedia layanan. Tanpa IPA, manajemen hanya akan tahu skor kepuasan rata-rata tanpa tahu apa yang harus diperbaiki.

Penelitian kedelapan yang Berjudul "Analisis Tingkat Kepuasan Pasien Rawat Jalan RSIA NUN Surabaya (IPA & CSI)". Penelitian ini ditulis oleh Sendy Ayu Mitra Uktutias (2018) di Jurnal Manajemen Kesehatan. Meskipun objeknya adalah rumah sakit, prinsip manajemen jasa (hospitality) yang berlaku sangat mirip dengan industri perhotelan. Uktutias menemukan kesenjangan (gap) antara persepsi kinerja dan harapan pasien. Melalui analisis IPA, ditemukan bahwa atribut "bukti fisik" (fasilitas ruang tunggu, kebersihan toilet) masuk dalam Kuadran I. Ini menunjukkan bahwa dalam industri jasa, aspek fisik (tangibles) sering menjadi penentu utama kepuasan, namun sering pula diabaikan kinerjanya. Penting untuk dicatat bahwa penelitian Uktutias (2018) masih menggunakan metode pengumpulan data manual (kuesioner kepada 96 responden). Metode ini memiliki kelemahan esensial karena sampel kecil, biaya tinggi, dan bias responden (pasien mungkin sungkan mengisi kuesioner dengan jujur). Penelitian di Hotel Grand Mansion akan melakukan pembaruan terhadap metode ini. Dengan menggunakan ulasan Google Maps yang di-scraping, kemudian mengolah ribuan data opini tamu

secara real-time, gratis, dan lebih jujur (karena ulasan online cenderung lebih blak-blakan).

Penelitian kesembilan yang Berjudul "Analisis Sentimen Terhadap Pelayanan Kesehatan Berdasarkan Ulasan Google Maps Menggunakan BERT". Ardiansyah dkk. (2023) mempublikasikan penelitian ini di Jurnal Fasilkom. Mereka menerapkan salah satu model NLP paling canggih saat ini: BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), khususnya varian IndoBERT yang telah dilatih ulang dengan teks Bahasa Indonesia.

Penelitian kesepuluh yang Berjudul "*Data-Driven Culinary Business: Analisis Google Maps Scraping Index untuk Menghadapi Fenomena FOMO*". Nugraha, Guntara, dkk. (2025) menerbitkan penelitian ini di jurnal INDEX. Fokusnya bukan pada analisis sentimen mendalam, melainkan pada pemanfaatan data Google Maps untuk strategi bisnis kuliner menghadapi tren FOMO (*Fear Of Missing Out*). Penelitian ini secara ekstensif membahas dan memvalidasi penggunaan Web Scraping pada Google Maps sebagai metode pengambilan data yang sah untuk analisis bisnis. Mereka mengumpulkan 5.626 data ulasan dan atribut bisnis lainnya. Metode analisis yang digunakan adalah *Unsupervised Learning* (K-Means Clustering) untuk mengelompokkan bisnis. Ini berbeda dengan pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini yaitu Supervised Learning (Klasifikasi Sentimen).

Penelitian kesebelas yang berjudul "Analisis Sentimen Pengunjung Terhadap Fasilitas dan Layanan di Pantai Pudak Menggunakan Algoritma LSTM". Yusuf dkk. (2025) mengenai adanya kesalahan klasifikasi (*false prediction*) akibat ketidakseimbangan data memberikan petunjuk penting bagi peneliti. Oleh karena itu, penelitian ini menyertakan Optimasi Hyperparameter menggunakan Grid Search yang akan mencari kombinasi parameter terbaik untuk mendapatkan model yang lebih tangguh dan stabil.

Penelitian duabelas yang berjudul "Aplikasi Klasifikasi Sentimen Pada Ulasan Smartphone Di Situs Jual Beli Online Berbasis Web Menggunakan Naive Bayes Dengan TF-IDF". Kararisma dkk. (2022) menunjukkan bahwa metode konvensional seperti Naive Bayes dengan TF-IDF sudah cukup baik untuk

klasifikasi sederhana, namun memiliki keterbatasan dalam memahami konteks makna yang lebih dalam karena hanya menghitung frekuensi kata. Penelitian ini memilih 1D-CNN karena efektivitasnya dalam mengekstraksi fitur lokal.

Meskipun CNN memiliki potensi performa yang tinggi, terdapat *gap* (kesenjangan) dalam penelitian ini. Pertama, kinerja CNN sangat sensitif terhadap pengaturan *hyperparameter* (seperti *learning rate*, ukuran *kernel*, dan jumlah *filter*). Banyak penelitian sebelumnya hanya menggunakan pengaturan *default* atau melakukan *trial and error* manual, yang seringkali menghasilkan model yang kurang optimal. Penelitian terbaru oleh (Kusumaningrum dkk., 2025) membuktikan bahwa penerapan teknik Optimasi Hyperparameter secara otomatis dengan Grid Search mampu meningkatkan akurasi dan stabilitas model CNN secara signifikan dibandingkan dengan model tanpa optimasi. Hal senada juga ditemukan oleh (Kusrini & Muhammad Ardana, 2025), di mana optimasi hyperparameter terbukti krusial dalam mendongkrak performa model klasifikasi berbasis CNN.

Berdasarkan keseluruhan dua belas kajian penelitian terdahulu yang relevan, keunggulan utama penelitian ini adalah menjembatani hasil teknis Deep Learning (CNN) dengan metode manajerial (IPA). Output penelitian tidak hanya berupa label sentimen, melainkan peta prioritas yang dapat langsung digunakan pihak hotel untuk evaluasi dan pemeliharaan (*maintenance*) layanan. Fokus pada Hotel Grand Mansion Blitar memberikan kontribusi nyata bagi industri perhotelan lokal di Blitar melalui pengolahan data nyata ulasan Google Maps yang belum pernah dioptimalkan secara teknis sebelumnya.