

Sentimen Analisis Dataset YELP Pada Fokus Bisnis *Nightlife*

Dosen Pengampu: Hendry, Ph.D.



Disusun Oleh:

Haleluya Noka	(672022069)
Enico Antonius Pratama Panjaitan	(672022124)
Timmothy Jorell Pauran Pelleng	(672022219)
Leon Billy Pukaranda	(672022236)
Joaquim Pulitzer Agung	(672022248)

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS KRISTEN SATYA WACANA
2025**

I. Pendahuluan

Di tengah perkembangan era digital. Media sosial dan platform ulasan telah menjadi tempat utama bagi masyarakat pengguna teknologi dalam mencari rekomendasi, memberikan penilaian atau pendapat, memberikan pengalaman, keluhan dan keresahan mereka terhadap suatu layanan maupun produk. Salah satu platform besar yang menyediakan fitur tersebut adalah YELP, yang dimana platform tersebut merupakan tempat yang memungkinkan penggunanya memberikan ulasan terhadap berbagai jenis usaha, termasuk restoran, klub malam, dan tempat hiburan malam lainnya seperti *Nightlife*. Pada tahun 2025, tercatat bahwa sebanyak 26.000 ulasan baru yang diunggah setiap jam di YELP, dengan lebih dari 5,4 juta halaman bisnis yang terdaftar (*Bhattacharya, 2025*). Hal ini menunjukkan seberapa besar opini publik yang dapat dimanfaatkan oleh pelaku bisnis, khususnya bagi para pebisnis dalam sektor *Nightlife*. Dataset ini dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi dan strategi bisnis kedepan.

Sayangnya, dengan ukuran data yang besar tersebut tidak bisa dibilang mudah untuk dianalisa. karena sebagian besar ulasan bersifat subjektif dan ambigu. Ulasan mengenai bisnis *Nightlife*, misalnya kerap mengandung bahasa gaul, singkatan, hingga ekspresi emosional yang kontekstual dan sulit dipahami oleh sistem komputer. Kata-kata seperti *vibe*, *lit*, atau *dead* dapat bermakna sangat berbeda tergantung cara penggunaannya. Hal ini menjadi tantangan utama dalam melakukan klasifikasi sentimen secara akurat.

Maka dari itu analisis sentimen ini penting untuk dikembangkan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam berbisnis. Contohnya ketika ulasan kebanyakan menampilkan sentimen *Negative*, pemilik bisnis dapat melakukan evaluasi dan perbaikan. Namun, tanpa adanya sistem otomatis yang mampu untuk memproses ratusan ribu ulasan secara efisien. Proses dapat menjadi tidak realistis atau tidak dapat diprediksikan dengan tepat. Beberapa pendekatan tradisional seperti *Naive Bayes*, *Logistic Regression*, dan SVM telah membuktikan mampu untuk memberi akurasi yang cukup tinggi dalam klasifikasi sentimen. Sementara itu, dengan pendekatan modern seperti *Long Short-Term Memory (LSTM)* dan BERT yang sudah digunakan secara luas dalam penelitian untuk memproses teks dalam skala besar dengan hasil yang baik (*Belaroussi et al., 2025*).

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen dari ulasan YELP khusus dalam bisnis dengan kategori *Nightlife*, dengan harapan

dapat memberikan wawasan praktis bagi calon pengusaha maupun pelaku bisnis dalam memahami harapan dan keluhan pelanggan. Dengan memanfaatkan sistem otomatis yang mampu memproses ulasan dalam jumlah besar secara efisien, pelaku usaha dapat mengenali tren, meningkatkan layanan, serta menciptakan pengalaman pelanggan yang lebih baik. Hasil dari penelitian ini diharapkan menjadi referensi strategis bagi siapa pun yang ingin membangun atau mengembangkan usaha di industri hiburan malam / *Nightlife*.

II. Tinjauan Pustaka

Setelah melakukan riset terhadap beberapa penelitian terdahulu, ada beberapa yang memiliki keterkaitan dengan penelitian ini diantaranya seperti pada penelitian pertama yang berhasil ditemukan adalah penelitian yang dilakukan oleh (*Mujiono et al.*, 2023) yang berjudul “*Evaluation of Machine Learning Approach for Sentiment Analysis using Yelp Dataset*”. Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis performa dua model deep learning yaitu LSTM dan MLP dalam mengklasifikasikan teks ulasan dari dataset YELP, dan hasil penelitian yang didapatkan adalah model LSTM memberikan performa yang baik karena memiliki keunggulan dalam menangani data yang bersifat sekuensial dengan akurasi mencapai 91% dibandingkan model MLP yang hanya mencapai 76%.

Penelitian kedua yang berhasil ditemukan adalah penelitian yang dilakukan oleh (*Eman et al.*, 2021) yang berjudul “*Sentiment classification and aspect-based sentiment analysis on yelp reviews using deep learning and word embeddings*”. Tujuan dari penelitian ini adalah mengusulkan metode baru yang *unsupervised* untuk *aspect-based sentiment analysis* (ABSA) yang melakukan klasifikasi sentimen dengan aspek *semantic similarity* dan GloVe serta menyediakan hasil analisis model pada pengguna dan mendapatkan hasil yaitu akurasi yang bagus dari pendekatan *unsupervised* dalam menganalisis aspek serta hasil metrik *semantic similarity* yang hampir sebanding dengan nilai rating aktual dari dataset YELP.

Penelitian ketiga yang berhasil ditemukan adalah penelitian yang dilakukan oleh (*Abrar et al.*, 2025) yang berjudul “*Sentiment Analysis of Twitter Data on Smart City Services using BERT Model*”. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membangun korpus bahasa arab dengan menggunakan model AraBERT sebagai fokus utama klasifikasi sentimen menjadi 3 kelas label yaitu *Positive*, *Negative* dan *Neutral*. Serta menggunakan beberapa model lain sebagai perbandingan dalam analisis sentimen, dan hasil penelitian menunjukkan bahwa sentimen *Neutral*

adalah kelas dominan dan model AraBERT memiliki performa yang baik dibandingkan dengan beberapa model lain yang telah diuji dalam penelitian.

Penelitian keempat yang berhasil ditemukan adalah penelitian yang dilakukan oleh (Saiful *et al.*, 2022) yang berjudul “Analisis Sentimen Evaluasi Pembelajaran Tatap Muka 100 Persen pada Pengguna *Twitter* menggunakan Metode *Logistic Regression*”. Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan analisis opini masyarakat terhadap kebijakan pembelajaran tatap muka pada media *twitter* serta menggunakan model *Logistic Regression* dalam menilai sentimen dengan label *Positive* atau *Negative* dan mendapatkan hasil yaitu *Logistic Regression* efektif dalam melakukan klasifikasi opini masyarakat terhadap pembelajaran tatap muka karena memiliki performa model yang cukup bagus dalam analisis sentimen otomatis

Penelitian kelima yang berhasil ditemukan adalah penelitian yang dilakukan oleh (Elik *et al.*, 2020) yang berjudul “Analisis Sentimen pada Ulasan Pembelian Produk di *Marketplace Shopee* Menggunakan Pendekatan *Natural Language Processing*”. Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan analisis sentimen menggunakan pendekatan NLP terhadap sebuah produk hijab instan di aplikasi *shopee* dengan melakukan klasifikasi dalam dua kelas label yaitu *Positive* dan *Negative*. Serta menerapkan algoritma KNN dengan pembobotan TF-IDF pada model, dan hasil penelitian menunjukkan performa yang cukup signifikan setelah menggunakan pendekatan NLP dan mendapatkan temuan penting yaitu rating ulasan yang tinggi, tidak selalu bersifat *Positive* pada teks ulasannya.

Peneliti/Paper	Metode Pengukuran	Metode Deteksi	Gap
<i>Mujiono et al., 2023</i>	<i>Accuracy, Precision, Recall, F1-Score</i>	LSTM, MLP	Tidak fokus pada kategori <i>Nightlife</i> dalam menguji dataset YELP
<i>Eman et al., 2021</i>	<i>Accuracy, Precision, Recall, F1-Score</i>	BERT	Tidak menggunakan klasifikasi multi-label dan eksplorasi temporal
<i>Abrar et al., 2025</i>	<i>Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, ROC-AUC</i>	AraBERT	Tidak membahas analisis spasial dan terfokus pada Bahasa Arab
<i>Saiful et al., 2022</i>	<i>Accuracy, Precision, Recall, F1-Score</i>	<i>Logistic Regression</i>	Hanya terfokus pada isu PTM
<i>Elik et al., 2020</i>	<i>Accuracy, Precision, Recall, F1-Score</i>	KNN	Tidak mencakup <i>multi-class</i>
<i>Proposed</i>	<i>Accuracy, Precision, Recall, F1-Score</i>	<i>Logistic Regression</i>	Fokus pada bisnis dengan kategori <i>Nightlife</i> dengan menggunakan <i>Logistic Regression</i> dalam <i>multi-class</i> sentimen serta menggabungkan analisis temporal dan spasial

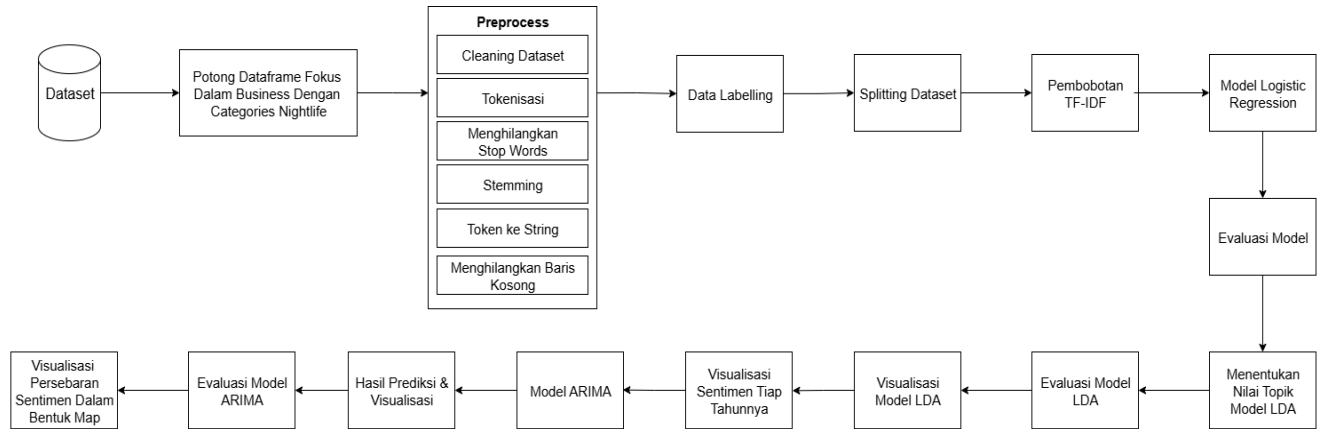
Tabel 1. Tabel *State of The Art* dari penelitian ini

III. Metode Penelitian

Metode yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi beberapa tahapan. Pertama, dataset yang didapat merupakan dataset yang didapatkan dari YELP berupa data bisnis dari berbagai macam kategori dan tempat, serta terdapat data *review*, data jam buka dari bisnis tersebut, serta data pengguna yang melakukan *review* terhadap bisnis tersebut. Data ini semua terdapat dalam satu dataset yaitu dataset YELP, setelah dataset didapatkan. Dataset YELP ini dilakukan pengurangan dengan cara melakukan hanya pemfokusan pada bisnis dalam

kategori *Nightlife*, dimana sesuai dengan tujuan awal dari penelitian ini untuk melakukan analisa mendalam dari kategori bisnis *Nightlife* dari dataset YELP. Setelah dataset difokuskan pada kategori *Nightlife*, dataset masuk dalam tahap selanjutnya. Pada tahapan *Preprocess*, dataset dilakukan pembersihan dan normalisasi kata untuk dataset berbentuk teks ini nantinya dapat diolah dalam pemodelan yang sesuai dengan tujuan penelitian. Tahapan *Preprocess* terdapat beberapa tahapan didalamnya, diantara lain seperti *Cleaning* dataset, tokenisasi, menghilangkan *Stop Words*, *Stemming*, menggabungkan token dalam kalimat kembali dengan berbentuk *String*, dan terakhir menghilangkan baris kosong pada dataset. Setelah tahapan *Preprocess* dilakukan, maka tahapan dilanjutkan dalam tahapan *Labelling* atau pelabelan. Fungsi dari tahapan ini, dikarenakan pada dataset tidak terdapat label asli untuk dapat dilakukan sentimen analisis. Maka perlu untuk dilakukan pelabelan untuk membuat label kelas sentimen asli dalam dataset, dimana digunakan model terpercaya yang menghasilkan akurasi tinggi dalam sentimen untuk dapat mengeluarkan hasil pelabelan yang terpercaya. Setelah data *Labelling*, tahapan selanjutnya adalah *Splitting* dataset atau pembagian dataset untuk dapat dibagi kedalam data *training* dan data *testing*. Tujuannya agar nantinya, saat dataset dimasukan kedalam model dapat mengeluarkan hasil evaluasi yang dapat dimengerti. Setelah *Splitting* dataset, maka tahapan selanjutnya adalah melakukan pembobotan dengan TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) pada setiap kata dalam dataset. Dimana fungsinya, untuk menentukan nilai penting kata tersebut untuk menghasilkan suatu sentimen. Setelah pembobotan kata dengan TF-IDF, maka tahapan dilanjutkan dalam pemodelan dengan model *Logistic Regression*. Berfungsi digunakan dalam penelitian ini, untuk membuat model sentimen dimana dapat melakukan sentimen analisis berdasarkan klasifikasi dari hasil nilai numerik pada kelas label sentimen. Setelah model dilakukan implementasi, maka tahapan selanjutnya model ini perlu untuk dilakukan evaluasi untuk dapat mengerti apakah model dapat melakukan sentimen analisis dari dataset yang diberikan. Pada tahapan ini, sebenarnya tujuan untuk melakukan sentimen analisis dalam dataset sudah didapatkan. Namun, tidak sampai tahap sentimen analisis saja. Pada penelitian ini, perlu juga untuk diteliti seperti pengguna yang sering muncul untuk melakukan *review* pada bisnis dengan kategori *Nightlife*, sentimen yang didapat dari kategori *Nightlife* berdasarkan per tahun, prediksi sentimen kedepan dalam bisnis kategori *Nightlife*, serta persebaran bisnis dan sentimen yang didapat dari pelanggan. Maka tahapan selanjutnya untuk

dapat melakukan tujuan penelitian ini lebih lanjut, dataset YELP terutama dalam dataset review perlu untuk dilakukan penggabungan dengan dataset pengguna. Dimana fungsinya, agar dapat dilihat pengguna mana yang sering melakukan *review* serta sentimen apa yang sering dilontarkan dari pengguna tersebut. Setelah dilakukan penggabungan maka tahapan selanjutnya adalah menentukan jumlah topik yang sesuai agar dapat menghasilkan nilai *Coherence* tinggi dalam model LDA (*Latent Dirichlet Allocation*), juga model LDA dilakukan implementasi berdasarkan label kelas sentimen. Setelah nilai topik ditentukan mana yang menghasilkan nilai *Coherence* tertinggi, maka perlu untuk dilakukan evaluasi agar dapat dimengerti nilai *Coherence* berdasarkan nilai semua topik yang telah dihasilkan. Tahapan selanjutnya, setelah evaluasi pada model LDA ditentukan agar dapat menentukan nilai topik tertinggi. Maka tahap selanjutnya adalah melakukan visualisasi, agar dapat dimengerti persebaran pengguna yang sering muncul pada semua sentimen dalam dataset. Untuk melakukan eksperimen untuk mendapatkan hasil pada tujuan penelitian sentimen pada bisnis dengan kategori *Nightlife* tiap tahunnya, maka dataset ini perlu untuk dilakukan penggabungan kembali untuk dapat dibuat visualisasinya. Setelah visualisasi dapat dimengerti, maka dataset hasil penggabungan dari tanggal *review* dan sentimen yang didapat perlu untuk dimasukkan kedalam tahapan pemodelan dengan ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Tujuannya agar dataset sentimen per tahunnya ini, dapat dilakukan prediksi tahunan kedepan agar dapat dimengerti pertumbuhan sentimen pelanggan atau pengguna terhadap bisnis dengan kategori *Nightlife*. Setelah model ARIMA dilakukan implementasi, maka model ini perlu untuk dilakukan evaluasi agar dapat dimengerti performa model dalam melakukan prediksi kedepan. Pada tujuannya yang terakhir, untuk dapat mengerti persebaran sentimen pada bisnis dengan kategori *Nightlife*. Maka perlu untuk dibuat visualisasinya berdasarkan *Geospasial* dari penggabungan dataset bisnis berdasarkan nilai *latitude* dan *longitude* dengan dataset *review* dari sentimen yang dihasilkan, metode ini digunakan dengan cara membuat visualisasi *Geospasial* yang interaktif dengan digabungkan *Marker Cluster* untuk dapat dimengerti persebaran sentimen pada tiap bisnis dengan kategori *Nightlife*. Untuk pemahaman lebih lanjut dari metodologi penelitian yang dipakai dalam penelitian ini, dapat dilihat pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Tahapan metodologi penelitian

IV. Hasil dan Pembahasan

4.1 Business Understanding

Pada dataset YELP dilakukan sentimen analisis dari persepsi pelanggan dengan fokus dari kategori bisnis *Nightlife*. Tujuan utama dilakukan penelitian ini untuk dapat dimengerti sentimen apa saja yang didapat dari kategori bisnis *Nightlife* dari pengguna atau pelanggan, sentimen dari bisnis dengan kategori *Nightlife* berdasarkan tren waktunya, serta persebaran sentimen yang didapat dari dataset berdasarkan tempat dan sentimen yang didapat secara *Geospasial*. Alasan dibalik dilakukannya penelitian ini, dikarenakan hasilnya dapat digunakan sebagai sumber informasi untuk seseorang yang tertarik membuat bisnis dengan kategori *Nightlife*. Dimana dapat dilihat dari tren waktu, sebagai sumber informasi di waktu kapan seseorang tersebut sebaiknya membangun bisnis *Nightlife* berdasarkan jumlah sentimen yang kian bertambah atau menurun berdasarkan kategori bisnis tersebut. Juga dapat dilihat berdasarkan persebaran sentimen yang dihasilkan dari berbagai tempat, untuk dapat menentukan tempat bisnis dengan kategori *Nightlife* sebaiknya dibangun agar dapat mengikuti persepsi masyarakat sekitar terhadap bisnis dengan kategori *Nightlife*. Manfaat terakhir dari penelitian ini juga, agar dapat diketahui bagaimana performa model *Logistic Regression* dalam melakukan pengelompokan sentimen secara klasifikasi dalam jumlah yang besar.

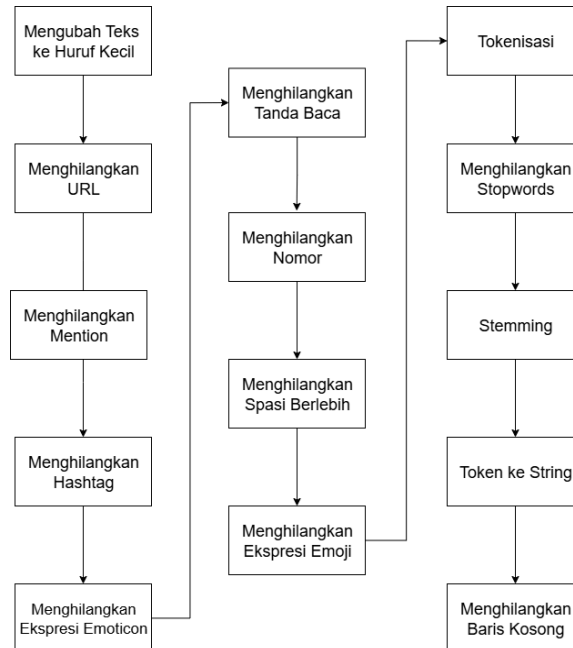
4.2 Data Understanding

Dalam dataset YELP, terdapat berbagai macam data sampel di dalamnya yang berhubungan dengan semua bisnis yang tercatat dalam dataset. Diantaranya

terdapat data sampel seperti data bisnis dari semua kategori sampai tempat bisnis itu berada, data *check in* dimana data bisnis tersebut buka dan tutup ada di jam berapa, data *review* dimana semua *review* yang didapat dari semua bisnis dalam data sampel *review*, data tip dimana berisi data *review* juga namun dengan tipe tip dimana data ini biasanya terdapat dalam kategori restoran atau tempat makan, dan terakhir adalah data *user* atau semua data informasi mengenai pelanggan yang meninggalkan *review* pada suatu bisnis tersebut. Dalam penelitian ini hanya digunakan 3 data sampel, diantaranya adalah data bisnis, data pelanggan / *user*, dan terakhir data *review* yang digunakan sebagai dasar melakukan sentimen analisis. Dikarenakan dataset ini bercampur dengan kategori lainnya seperti restoran, dokter, toko elektronik, dan masih banyak lagi. Dari semua dataset yang digunakan perlu untuk dilakukan pemotongan yang berfokuskan pada kategori bisnis *Nightlife*. Tujuannya untuk mengurangi komputasi dalam penelitian, juga agar hasil penelitian dapat berfokuskan pada kategori bisnis *Nightlife* saja.

4.3 Persiapan Dataset

Tahapan pertama yang dilakukan adalah persiapan dataset YELP terlebih dahulu, tujuannya agar model dapat mempelajari dari dataset YELP dengan lebih baik terutama dataset ini adalah dataset bertipe teks. Pada tahap pertama, dataset ini dikurangi terlebih dahulu dengan fokus pada data bisnis dengan kategori *Nightlife* saja. Setelah dataset dikurangi, maka tahap selanjutnya dataset teks ini masuk kedalam tahapan *Preprocess*. Tahapan *Preprocess* dapat dilihat pada Gambar 2 berikut.



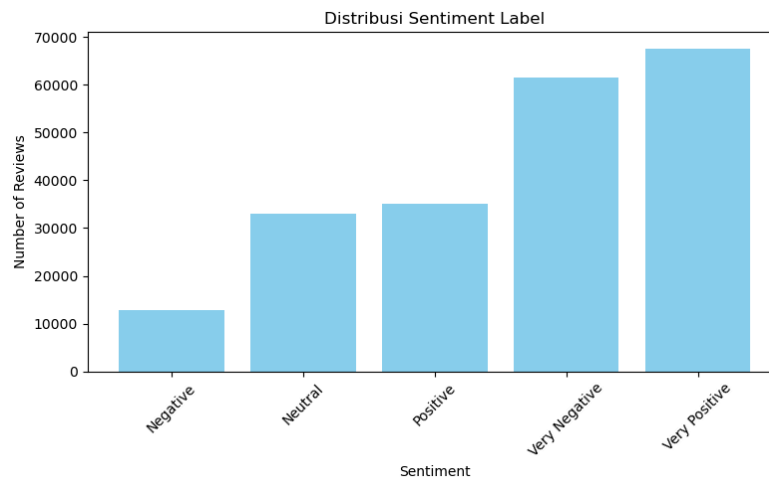
Gambar 2. Tahapan *Preprocess*

Pada Gambar 2, dapat dipahami dalam tahapan *Preprocess* terdapat beberapa tahapan didalamnya. Seperti juga pada tahap *Cleaning* dataset, terdapat beberapa tahapan didalamnya. Tahap pertama yaitu mengubah semua teks dalam dataset review dari YELP kedalam huruf kecil semua, dimana fungsi ini digunakan agar model dapat lebih mudah dalam mempelajari dataset yang diberikan. Setelah melakukan perubahan pada teks dari dataset review menjadi huruf kecil semua, maka dilakukan penghilangan kalimat yang memiliki ciri seperti sebuah *url* dalam sebuah website. Dimana terdapat kalimat seperti *https* atau *www*, setelah kalimat dengan ciri sebuah website dihilangkan maka tahap selanjutnya adalah menghilangkan kalimat dengan simbol *hashtag* seperti “#”. Setelah dihilangkan, maka kalimat yang memiliki *emoticon* seperti “:)", dihilangkan *emoticon*nya semua pada kalimat. Lalu teks masuk kedalam tahap selanjutnya, yaitu menghilangkan semua tanda baca dalam kalimat. Setelah dihilangkan, maka tahapan dilanjutkan pada menghilangkan semua nomor pada kalimat. Jika nomor pada semua kalimat telah dihilangkan, maka dilanjutkan pada tahapan menghilangkan jumlah spasi yang berlebih pada suatu kalimat agar kalimat hanya menjadi memiliki 1 spasi saja antar kata dalam kalimat. Pada tahap terakhir dari *Cleaning* dataset, tahapan ini menghilangkan *emoji* seperti “😎” dalam semua kalimat yang telah diproses sebelumnya. Jika tahap *Cleaning* dataset telah selesai dilakukan, maka semua kalimat pada dataset dipisah menjadi kata perkata kedalam token-token pada tahap

4.4 Data Labelling

Setelah dataset sudah disiapkan pada tahap sebelumnya, untuk dapat diteliti

berjumlah 150 ribu kalimat didalamnya dan menghasilkan nilai akurasi sebesar 95%. Setelah dilakukan pelabelan dengan model *pre-trained* BERT, maka tahap selanjutnya adalah melakukan label mapping. Dimana tahap ini digunakan untuk mengubah hasil sentimen yang berawal dari numerik menjadi kategorial. Maka hasil dari pelabelan terhadap dataset teks dengan fokus bisnis *Nightlife* dapat dilihat dalam visualisasi *bar chart* pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Visualisasi distribusi sentimen label asli

4.5 Model *Logistic Regression*

Setelah dataset melalui tahap pelabelan, baru dataset YELP dengan fokus kategori bisnis *Nightlife* dapat dilakukan pemodelan untuk melakukan analisa sesuai dengan tujuan penelitian. Sebelum dilakukan pemodelan dengan *Logistic Regression*, dataset perlu untuk dilakukan *Splitting* data untuk dipisahkan menjadi data *training* dan data *testing*. Dimana dalam penelitian ini dataset dibagi sebesar 80:20, dimana dataset dibagi sebesar 80% kedalam data *training* dan 20% kedalam data *testing*. Setelah dilakukan *Splitting* data, tahap selanjutnya adalah melakukan pembobotan kata dengan TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*). Dimana fungsinya untuk melakukan pembobotan kata penting berdasarkan kata yang sering muncul dalam sebuah kalimat di dataset. Baru setelah dilakukan *Splitting* data dan pembobotan kata dengan TF-IDF, maka tahapan dapat dilanjutkan ke dalam model *Logistic Regression*. Alasan digunakannya model *Logistic Regression*, dikarenakan model cocok untuk melakukan klasifikasi dengan label multi-kelas seperti pada hasil dari pelabelan tahap sebelumnya. Dimana hasil dari kelas label sentimen terdapat 5 kelas didalamnya yaitu *Very Negative*,

Negative, Neutral, Positive, dan Very Positive. Setelah model dapat belajar dari dataset yang sudah diproses dalam tahapan-tahapan sebelumnya, maka dilakukanlah evaluasi pada model yang digunakan untuk hasil performa model dalam dataset yang sudah diberi. Untuk hasil evaluasi pada model *Logistic Regression* pada dataset review dari YELP dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

<i>Accuracy</i>	<i>Recall</i>	<i>Precision</i>	<i>F1-Score</i>
64.11%	64.11%	66.75%	65.1%

Tabel 2. Hasil evaluasi model *Logistic Regression*

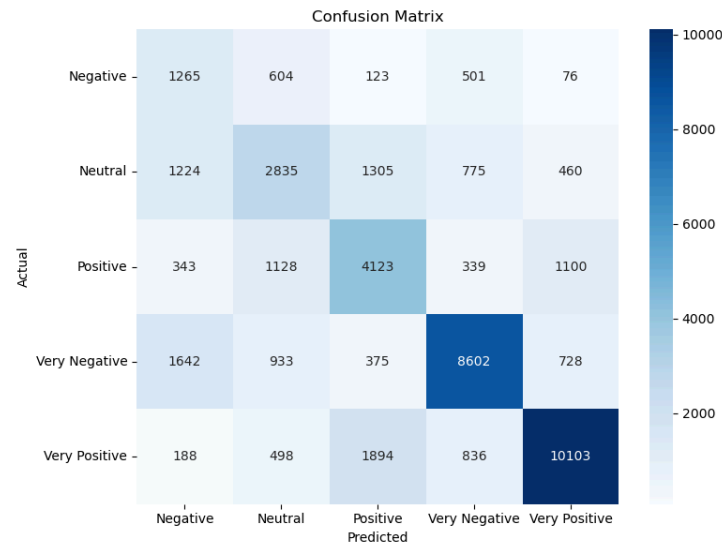
Pada Tabel 2, dapat dilihat bahwa hasil performa model sudah diatas 50%. Walaupun performa dari model *Logistic Regression*, belum terlalu optimal. Namun dengan hasil evaluasi sebesar 64.11% sudah menunjukkan bahwa model *Logistic Regression* dapat lumayan dengan baik belajar dari dataset yang sudah diberikan. Alasan dibalik mengapa hasil belum terlalu optimal, dikarenakan terdapat ketidak seimbangan pada kelas label dari dataset yang didapat dimana hasil jumlah distribusi label lebih banyak didapat kelas *Very Positive* dan *Very Negative* dibanding dengan *Negative, Neutral, dan Positive* yang menyebabkan model kurang dapat belajar dengan baik dari ketiga kelas label tersebut. Hasil model pada kelas label untuk mendukung alasan dibalik kurang optimalnya model belajar dari dataset yang diberi dapat dilihat pada *Classification Report*, pada Tabel 3 berikut.

Label Sentimen	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
<i>Very Negative</i>	0.78	0.70	0.74	12280
<i>Negative</i>	0.27	0.49	0.35	2569
<i>Neutral</i>	0.47	0.43	0.45	6599
<i>Positive</i>	0.53	0.59	0.56	7033
<i>Very Positive</i>	0.81	0.75	0.78	13519

Tabel 3. Hasil *Classification Report* model *Logistic Regression*

Selain pada Tabel 3, untuk hasil *Classification Report* terdapat juga hasil dari visualisasi *Confusion Matrix* untuk mendukung hasil nilai dari *Classification Report*. Dimana pada *Confusion Matrix* dapat dilihat kelas label mana yang paling

banyak diklasifikasikan benar sampai kelas label mana yang paling banyak diklasifikasikan salah. Untuk visualisasi *Confusion Matrix* dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 5 berikut.



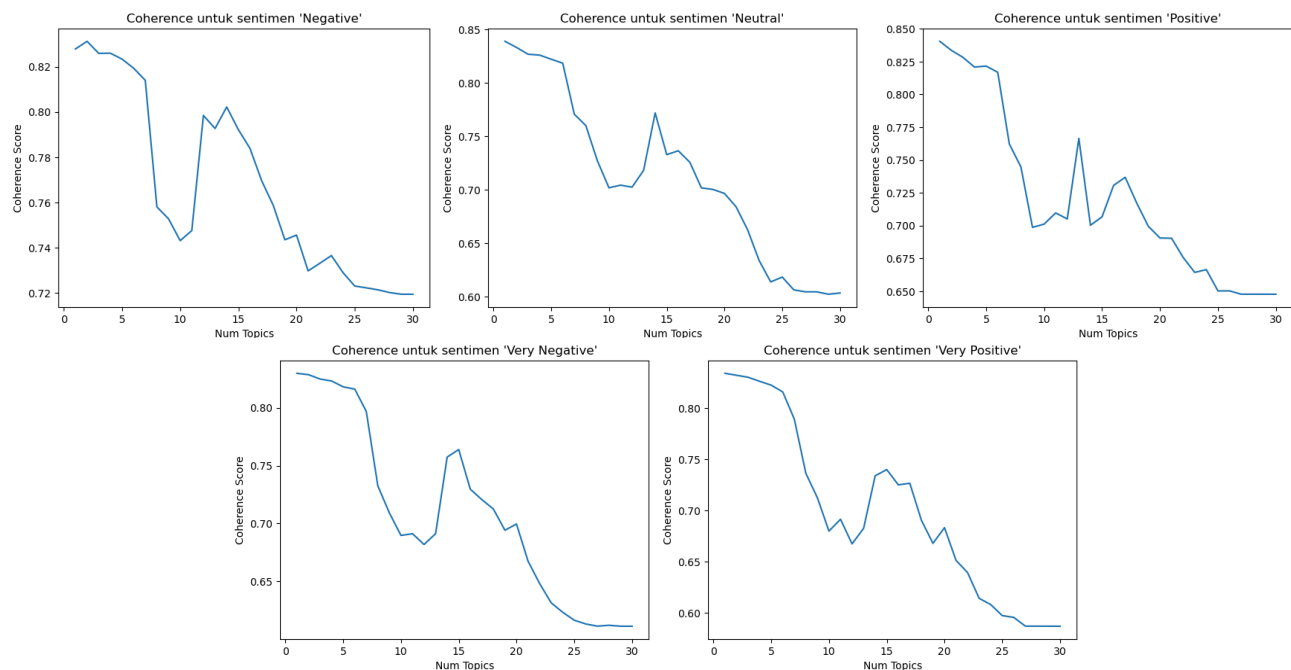
Gambar 5. Visualisasi *Confusion Matrix*

Pada visualisasi *Confusion Matrix* di Gambar 5, dapat dimengerti bahwa label sentimen *Very Positive* dan *Very Negative* dapat melakukan klasifikasi dengan baik sebanyak 10.103 pada sentimen *Very Positive* dan 8.602 pada sentimen *Very Negative*. Namun, pada label sentimen *Negative*, *Neutral*, dan *Positive* tidak terlalu banyak seperti kedua label sentimen sebelumnya. Ini menyebabkan hasil pada *Classification Report* pada Tabel 2 untuk label sentimen dari ketiga kelas tersebut menjadi rendah dan tidak sebanding dengan kedua kelas label sentimen lainnya.

4.6 Topic Modeling Berdasarkan Sentimen Tiap Pengguna

Pada tahap *Topic Modeling*, bertujuan untuk mencari tahu pengguna mana yang paling sering untuk mengeluarkan sentimen terhadap bisnis dengan kategori *Nightlife*. Dimana tujuan ini dapat digunakan sebagai informasi untuk memberikan pelayanan yang lebih baik dan pelayanan terkhusus bagi nama pengguna yang sering muncul dalam sentimen dari tiap bisnis dengan kategori *Nightlife*. Dikarenakan jika kita memberikan pelayanan terkhusus bagi nama yang paling sering muncul di *review* tempat bisnis tersebut, maka kemungkinan pengguna tersebut dapat terus mempertahankan *review Positive* jika pengguna tersebut puas namun bisa juga untuk *review* dari pengguna jika awalnya mengeluarkan sentimen

Negative agar dapat naik menjadi *Positive* dengan memberikan pelayanan khusus terhadap pengguna yang sering mengeluarkan sentimen terhadap bisnis tersebut. Pada tahapan *Topic Modeling* terhadap mencari nama pengguna, tahapan pertama yang perlu untuk dilakukan adalah menghubungkan *user_id* pada dataset review dengan *user_id* pada dataset pengguna. Agar nantinya penggabungan ini dapat dicari tahu siapa pengguna yang mengeluarkan sentimen terhadap bisnis tersebut. Setelah dataset digabungkan maka dipilihlah pemodelannya, dimana digunakan model dari LDA (*Latent Dirichlet Allocation*) yang bertujuan untuk mencari kata yang paling sering muncul dengan cara memecah kembali kalimat menjadi token. Namun yang dipecah dalam kalimat ini bukan dari kalimat *review* tetapi dari nama pengguna, agar dapat dicari tahu nama pengguna yang sering muncul dari dataset *review* yang mengeluarkan sentimen. Langkah pertama dari pemodelan LDA, adalah menentukan jumlah topik untuk mencari nilai *Coherence* tertinggi dan stabil dari ke-5 kelas label sentimen. Dimana nilai *Coherence* adalah nilai performa model LDA dalam penyebaran kata yang paling sering muncul. Pada penelitian ini, penentuan jumlah topik dibuat dalam *line graph* dari nilai 1 sampai 30 untuk dapat dilihat pada topik seberapa nilai *Coherence* dapat tinggi dan stabil dari ke-5 kelas labelnya. Untuk visualisasi *line graph* dalam menentukan jumlah topik dapat dilihat pada Gambar 6 berikut.



Gambar 6. Visualisasi *line graph* untuk menentukan jumlah topik

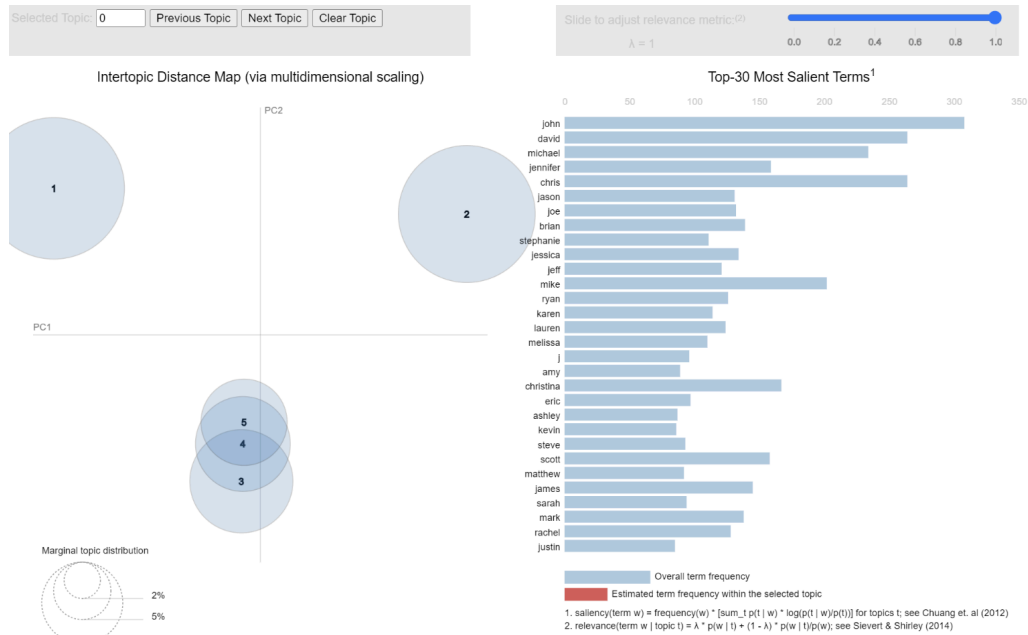
Pada Gambar 6, dapat diketahui bahwa nilai topik yang tinggi dan seimbang untuk mencari nama pengguna yang sering muncul pada kelas label sentimen adalah berjumlah 5 topik. Maka dibentuklah model LDA dengan jumlah 5 topik, yang memiliki rata-rata nilai *Coherence* diatas 0.8. Dimana jumlah nilai ini, menunjukan bahwa model LDA dapat dengan baik melakukan persebaran kata yang sering muncul pada dataset. Selain nilai *Coherence* terdapat juga nilai *Perplexity*, dimana semakin kecil nilai *Perplexity* ini menunjukan bahwa model LDA dapat dengan baik melakukan persebaran kata yang sering muncul. Untuk hasil evaluasi model LDA terhadap nilai topik dapat dilihat pada Tabel 4 berikut.

Label Sentimen	<i>Coherence Score</i>	<i>Perplexity</i>
<i>Very Negative</i>	0.8180	-8.7192
<i>Negative</i>	0.8233	-8.6047
<i>Neutral</i>	0.8222	-8.6835
<i>Positive</i>	0.8216	-8.6622
<i>Very Positive</i>	0.8222	-8.6550

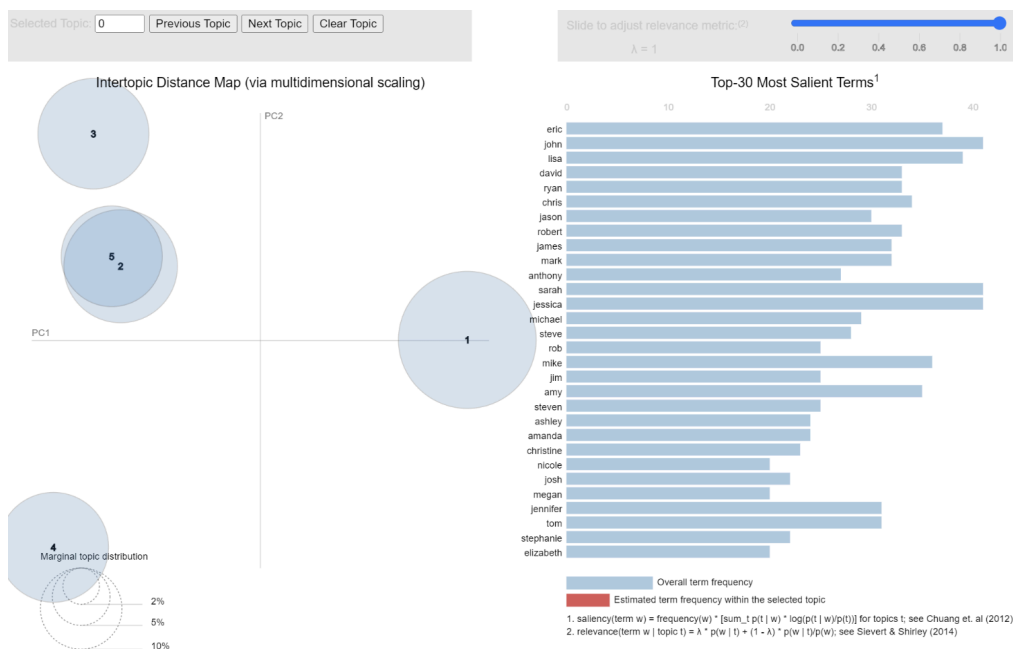
Tabel 4. Hasil evaluasi model LDA

Setelah nilai evaluasi ditemukan, maka model LDA dapat dibuat visualisasi dengan bantuan dari *pyLDAvis*. Dimana visualisasi dari model LDA ini dibagi menjadi 5 kelas sentimen label yaitu *Very Negative*, *Negative*, *Neutral*, *Positive*, dan *Very Positive*. Pada Gambar 7, 8, 9, 10, dan 11 dapat dilihat bahwa dalam kelas label *Very Negative* terdapat beberapa nama pengguna yang sering mengeluarkan sentimen *Very Negative* terhadap bisnis dengan kategori *Nightlife*, diantaranya adalah john, david, michael, jennifer, chris dan jason. Pada kelas label *Negative*, terdapat pengguna yang sering muncul diantaranya eric, john, lisa, david, ryan, dan chris. Alasan dibalik mengapa terdapat beberapa nama yang muncul kembali pada kelas sentimen label lainnya, dikarenakan satu pengguna dapat memberikan beberapa sentimen terhadap bisnis dengan kategori *Nightlife*. Setelah label *Negative* pada kelas label *Neutral*, terdapat beberapa nama yang sering muncul diantaranya mike, chris, brian, steve, michael, dan heather. Lalu pada label *Positive*, terdapat beberapa nama yang sering muncul seperti mike, david, chris,

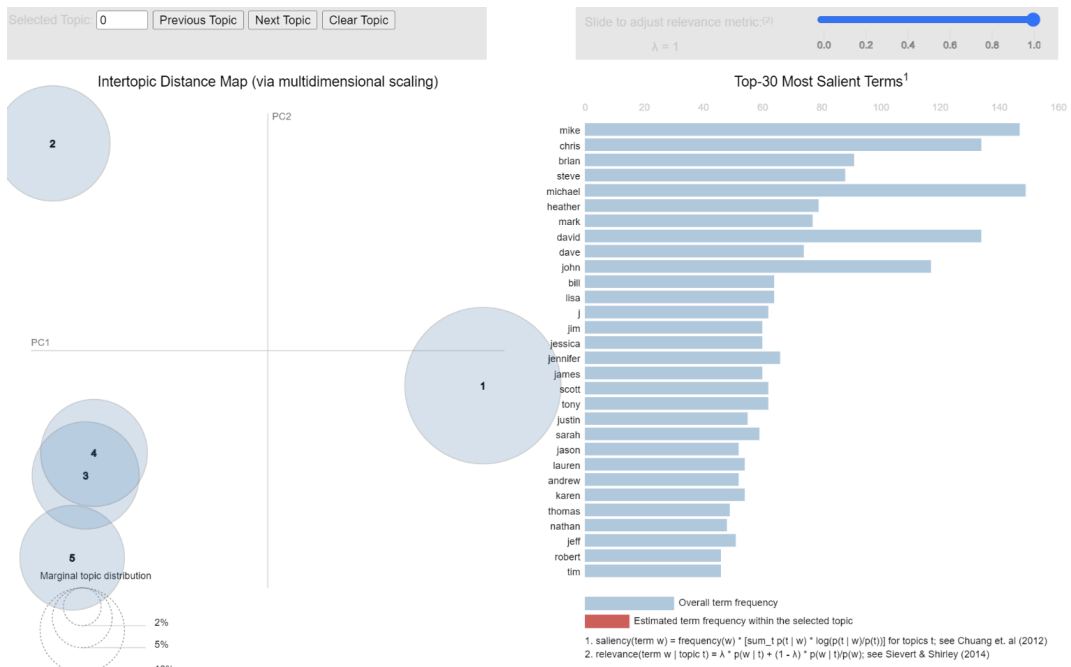
john, sarah, dan jason. Pada kelas label terakhir yaitu *Very Positive*, terdapat beberapa nama yang sering muncul seperti chris, john, mike, michael, david, dan scott. Pada visualisasi model LDA, sebenarnya terdapat beberapa nama yang sering muncul selain dari yang disebutkan. Untuk pemahaman lebih mendalam dari visualisasi model LDA, dapat dilihat pada Gambar 7, 8, 9, 10, dan 11 berikut.



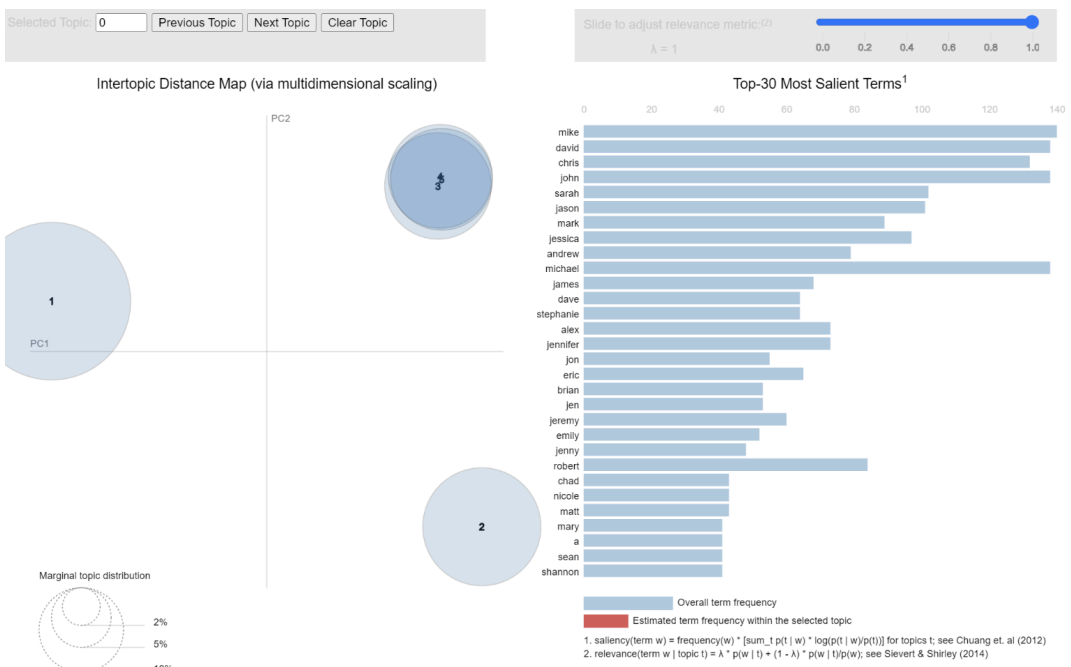
Gambar 7. Visualisasi Model LDA kelas sentimen *Very Negative*



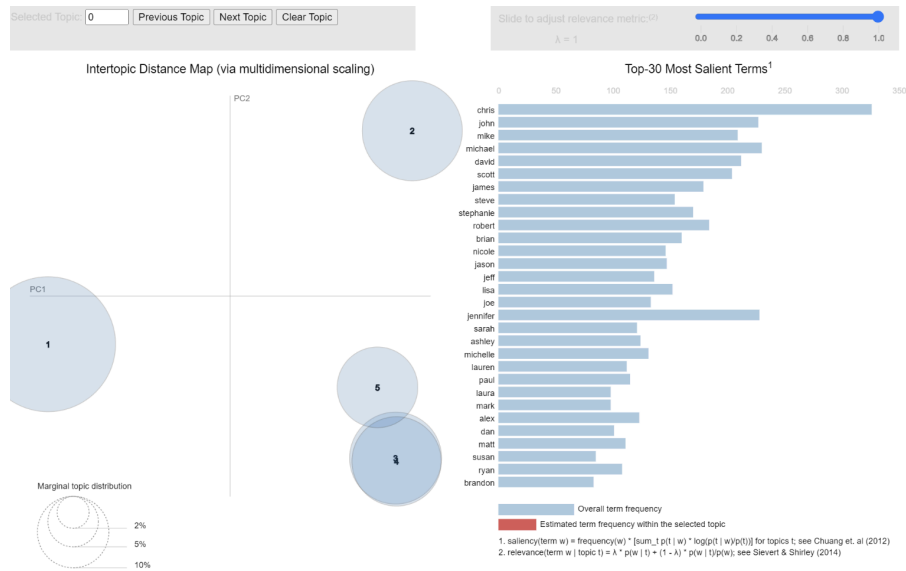
Gambar 8. Visualisasi Model LDA kelas sentimen *Negative*



Gambar 9. Visualisasi Model LDA kelas sentimen *Neutral*



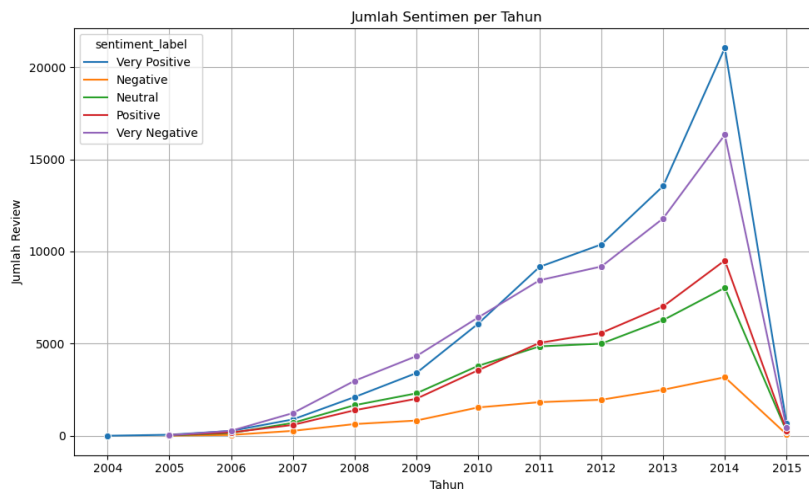
Gambar 10. Visualisasi Model LDA kelas sentimen *Positive*



Gambar 11. Visualisasi Model LDA kelas sentimen *Very Positive*

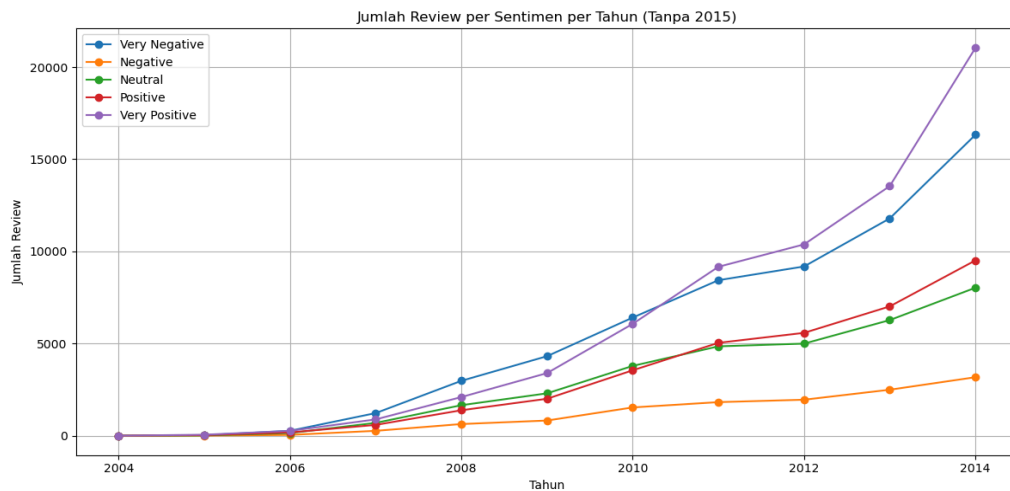
4.7 Prediksi Sentimen Berdasarkan Tren Waktu

Setelah tujuan untuk menemukan nama pengguna yang sering muncul dalam dataset berdasarkan sentimennya telah berhasil. Maka untuk memenuhi tujuan dalam melakukan analisis tren sentimen dari waktu ke waktu pada bisnis dengan kategori *Nightlife*, dilakukan pada tahapan ini. Dimana pertama-tama dilakukan pengelompokan pada dataset *review* berdasarkan tanggal pengguna tersebut memberikan sentimen. Dataset ini dikelompokkan menjadi per tahun, setelah dikelompokkan baru tahapan selanjutnya dibuat visualisasi dengan *line graph* yang dapat dilihat pada Gambar 12 berikut.



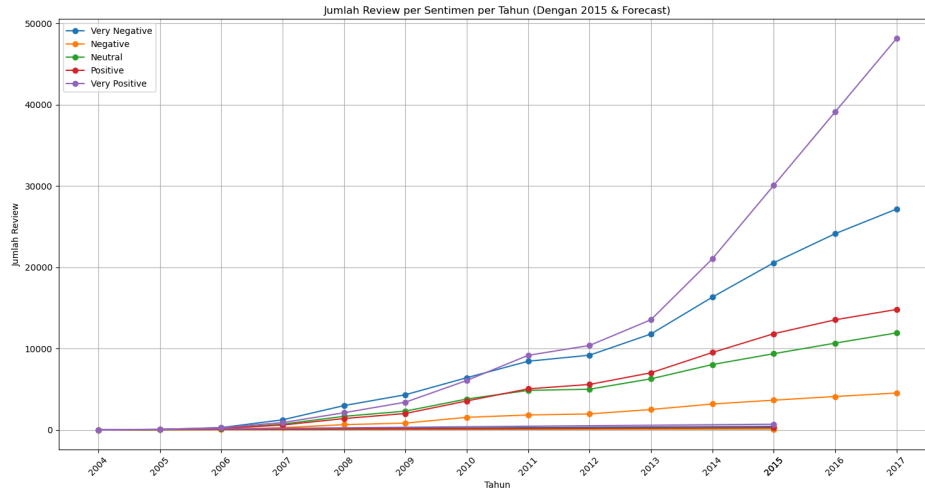
Gambar 12. Visualisasi *line graph* sentimen terhadap tren per tahunnya

Pada Gambar 12, dapat dimengerti bahwa jumlah sentimen dari ke-5 kelas label yang ada per tahunnya mengalami kenaikan. Namun, terdapat keanehan pada tahun 2015 dimana data pada tahun ini tidak sama seperti jumlah sentimen pada tahun sebelumnya. Diduga pada tahun-tahun sebelumnya, data *review* dicatat dari bulan Januari sampai Desember. Namun, pada tahun 2015 data tercatat tidak sampai bulan Desember. Ini mengapa, dataset perlu dipotong di tahun 2015 agar nantinya saat masuk dalam pemodelan prediksi. Model akan dapat memprediksikan hasil yang lebih baik, pemotongan data pada tahun 2015 adalah hal yang krusial dikarenakan dalam tahap penelitian ini data pada tahun 2015 dianggap sebagai *noise*. Maka setelah data dipotong pada tahun 2015, visualisasi pada sentimen terhadap tren waktu akan menjadi seperti pada Gambar 13 berikut.



Gambar 13. Visualisasi *line graph* setelah tahun 2015 dipotong

Setelah *noise* pada dataset dihilangkan, maka tahapan selanjutnya adalah melakukan implementasi model untuk membuat hasil prediksi ke depan berdasarkan dataset yang sudah didapat dari tahun-tahun sebelumnya. Maka dilakukanlah pemodelan dengan model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) pada dataset, model ini digunakan dalam penelitian untuk melakukan prediksi jumlah sentimen 3 tahun kedepan berdasarkan dataset yang didapat. Maka dapat dilihat pada Gambar 14, hasil dari prediksi 3 tahun kedepan jumlah sentimen terhadap bisnis dengan kategori *Nightlife* terus bertambah.



Gambar 14. Prediksi model ARIMA terhadap bisnis dengan kategori *Nightlife*

Jumlah sentimen *Very Positive* naik menjadi peringkat 1 pada jumlah sentimen terbanyak terhadap bisnis dengan kategori *Nightlife*, *Very Negative* menjadi peringkat 2, *Positive* menjadi peringkat 3, *Neutral* menjadi peringkat 4, dan *Negative* menjadi peringkat 5 pada tahun 2017 dengan menggunakan model ARIMA. Lalu untuk mencari tahu, performa dari model ARIMA dalam melakukan prediksi jumlah sentimen terhadap tren waktu ke waktu. Maka perlu untuk dilakukan evaluasi pada model ARIMA. Evaluasi ini diantaranya menggunakan nilai MAE (*Mean Absolute Error*), RMSE (*Root Mean Squared Error*), dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Hasil evaluasi dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 5 berikut.

Label Sentimen	MAE	RMSE	MAPE
<i>Very Negative</i>	1264.0	1342.74	10.33
<i>Negative</i>	272.6	334.53	10.01
<i>Neutral</i>	577.47	626.38	10.07
<i>Positive</i>	678.34	741.74	10.46
<i>Very Positive</i>	2093.34	2116.77	14.65

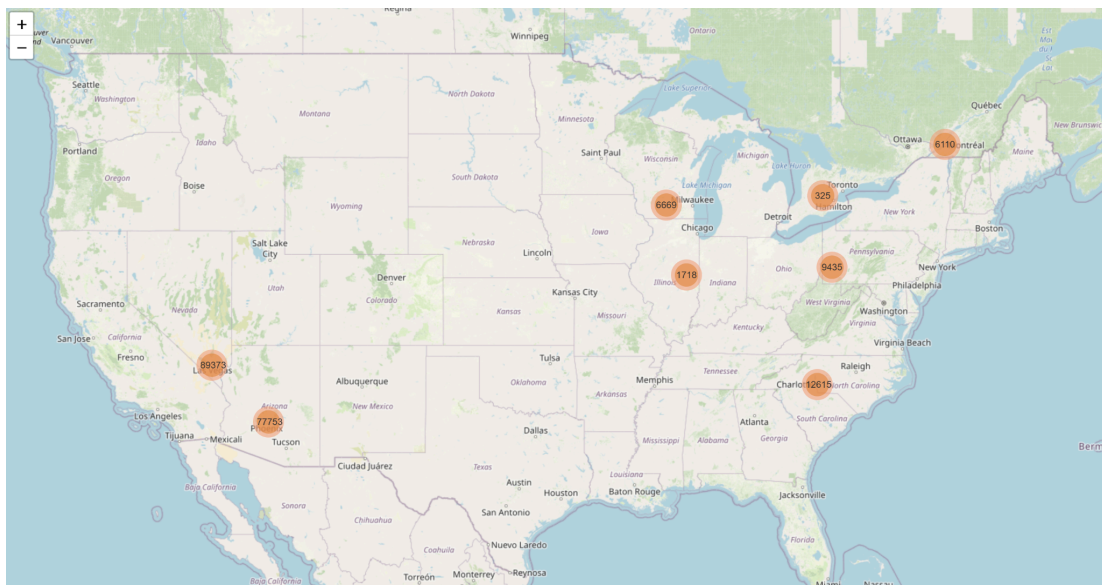
Tabel 5. Hasil evaluasi model ARIMA

Pada Tabel 5, dapat dimengerti bahwa kelas label *Very Positive* dan *Very Negative* memiliki jumlah MAE dan RMSE sampai ribuan jika dibanding dengan

kelas label lainnya. Ini menandakan kedua kelas label ini sudah dapat diprediksi secara tepat jika dibanding dengan kelas label lainnya. Dalam nilai MAPE juga untuk rata-rata kelima kelas label yang ada, menunjukkan bahwa nilai berada diatas 10% dimana ini menandakan model ARIMA sudah dapat melakukan prediksi dengan baik dari dataset yang diberi.

4.8 Visualisasi Distribusi Sentimen Secara *Geospasial*

Tahapan terakhir untuk dapat memenuhi tujuan penelitian, distribusi sentimen yang diberi oleh pelanggan terhadap bisnis dengan kategori *Nightlife* berdasarkan persebaran bisnis tersebut. Pada tahapan terakhir perlu untuk dibuat visualisasi secara *Geospasial*, dimana fungsinya dapat digunakan sebagai informasi bagaimana masyarakat di sekitar bisnis *Nightlife* bereaksi dan beropini mengenai bisnis tersebut. Tahapan awal sebelum dibuatnya visualisasi secara *Geospasial*, perlu untuk dataset ini digabungkan dari tempat dalam data bisnis dengan hasil sentimen dari data review yang ada. Setelah dataset digabungkan, maka tahapan selanjutnya baru dibuatlah hasil visualisasi secara *Geospasial* dengan memakai fungsi dari *Folium* dan *MarkerCluster*. Lalu jika visualisasi sudah dibuat, visualisasi *Geospasial* tersebut disimpan dalam bentuk website agar dapat lebih diteliti dengan lebih jelas kembali. Hasil visualisasi dalam bentuk *Geospasial* untuk melihat distribusi persebaran sentimen terhadap suatu bisnis tertentu dengan kategori *Nightlife*, dapat dilihat pada Gambar 15 berikut.



Gambar 15. Visualisasi *Geospasial* distribusi sentimen dalam kategori bisnis *Nightlife*

V. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat dihasilkan dalam penelitian ini adalah bisnis dengan kategori *Nightlife* mempunyai persentase yang tinggi untuk dapat populer di kota *South Carolina, Las Vegas, Phoenix*, serta kota-kota di bagian Amerika tengah jika dibandingkan dengan kota-kota pada bagian *United Kingdoms*. Juga dapat dilihat dalam tren waktunya, pada bisnis dengan kategori *Nightlife* jumlah sentimennya cenderung terus meningkat. Serta sentimen kebanyakan adalah sentimen *Very Positive* yang terus meningkat tajam kian taunnya. Ini mengapa menjadi alasan dibalik persentase yang tinggi pada populernya bisnis dalam kategori *Nightlife*. Serta dapat disimpulkan juga bahwa pengguna yang sering berkunjung dan memberikan sentimen terhadap bisnis dalam kategori *Nightlife*, dapat dilihat pada model LDA. Dimana nantinya pengguna-pengguna ini dapat diberikan pelayanan khusus, agar pengguna yang menjadi pelanggan dalam bisnis *Nightlife* tersebut dapat terus loyal serta memberikan sentimen pada bisnis tersebut yang dapat digunakan sebagai dasar penilaian pelayanan / fasilitas yang bisnis itu sediakan kepada para pelanggan. Diluar tujuan-tujuan yang sudah dapat disimpulkan dalam penelitian ini, terdapat juga hasil yang dapat disimpulkan yaitu pada model *Logistic Regression* sebagai model sentimen analisis terhadap dataset dengan multi kelas dan ukuran yang besar. Model ini dapat diimplementasikan cukup baik pada dataset dengan berbagai komplikasi data didalamnya. Dimana dapat dilihat hasil akurasi dari model *Logistic Regression* sebesar 64%, walau tidak terlalu optimal namun hasil ini cukup memuaskan dikarenakan data yang diolah sebesar 400 ribu data YELP yang difokuskan pada bisnis dengan kategori *Nightlife*. Hasil penelitian ini, diharapkan dapat digunakan sebagai referensi strategis pengusaha yang tertarik dalam membangun bisnis dengan kategori *Nightlife* agar bisnis mereka dapat meraih untung dan populer. Juga hasil dari penelitian ini diharapkan dapat digunakan untuk pengusaha yang sudah mempunyai bisnis dalam kategori *Nightlife* untuk menggunakan *review* pelanggan sebagai sistem koreksi pada pelayanan maupun fasilitas yang disediakan kepada pelanggan. Diluar itu semua, hasil penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi inspirasi bagi peneliti lainnya dalam menggunakan model *Logistic Regression* pada dataset yang memiliki komplikasi berupa multi kelas label didalamnya maupun pada dataset dengan jumlah yang lumayan besar.

Daftar Pustaka

- 1) Bhattacharya, J. (2025, February 13). Latest Yelp statistics for 2025: What's new in business directories. *SEO Sandwich*.
<https://seosandwich.com/best-yelp-stats/>
- 2) A, Eman S., and Norah S. A. "Sentiment classification and aspect-based sentiment analysis on yelp reviews using deep learning and word embeddings." *JOURNAL OF DECISION SYSTEMS*, vol. 30, no. 2, 2021, pp. 259-281.
- 3) D, Mian M., et al. "Sentiment Analysis Based on Performance of Linear Support Vector Machine and Multinomial Naïve Bayes Using Movie Reviews with Baseline Techniques." *Journal on Big Data*, vol. 5, 2023, pp. 1-18.
- 4) M, Elik H., and Emha T. L. "Analisis Sentimen pada Ulasan Pembelian Produk di Marketplace Shopee Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing." *JURNAL EKSPLORA INFORMATIKA*, vol. 10, no. 1, 2020, pp. 32-42.
- 5) S, Mujiono, and Abi F. "Evaluation of Machine Learning Approach for Sentiment Analysis using Yelp Dataset." *European Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 7, no. 6, 2023, pp. 58-64.
- 6) S, Natalya B., and Noviana R. "SENTIMEN ANALISIS DATA PENGGUNA TERHADAP KAI ACCESS." *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 2, 2023, pp. 1297-1303.
- 7) Belaroussi, R., Noufe, S. C., Dupin, F., & Vandanjon, P.-O. (2025). Polarity of yelp reviews: A BERT–LSTM comparative study. *Big Data and Cognitive Computing*, 9(5). <https://doi.org/10.3390/bdcc9050140>
- 8) A, Abrar, and Turki A. "Sentiment Analysis of Twitter Data on Smart City Services using BERT Model." *International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 25, no. 2, 2025, pp. 64-80.
- 9) A, Saiful A., and Fathkul A. "Analisis Sentimen Evaluasi Pembelajaran Tatap Muka 100 Persen pada Pengguna Twitter menggunakan Metode Logistic Regression." *Jurnal Pendidikan Tambusai*, vol. 6, no. 2, 2022, pp. 13217-13227.