

SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW: ANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP BITCOIN

Maulana Imanulhaq Nurdiana, Rd. Nuraini Siti Fathonah
Teknik Informatika, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional
Jalan Sariasih No 54, Bandung, Jawa Barat, Indonesia
Imanulhaq5@gmail.com

ABSTRAK

Fluktuasi harga *Bitcoin* telah menarik perhatian global, terutama terkait dengan pengaruh sentimen publik terhadap dinamika pasar. Penelitian ini menyajikan *Systematic Literature Review (SLR)* yang memeriksa analisis sentimen publik terkait *Bitcoin*, berdasarkan artikel yang diterbitkan antara 2020 hingga 2025. Artikel-artikel ini diambil dari database ilmiah terkemuka dan dianalisis menggunakan protokol *PRISMA*. Sebanyak 42 studi dipilih dan dikelompokkan berdasarkan teknik analisis sentimen dan sumber data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *deep learning*, terutama *LSTM* dan *GRU*, merupakan pendekatan yang paling sering digunakan dalam penelitian terbaru mengenai analisis sentimen *Bitcoin*. Sumber data utama adalah *Twitter*, yang dipilih karena sifatnya yang *real-time* dan dapat diakses publik, meskipun beberapa studi juga memanfaatkan artikel berita dan platform media sosial lainnya untuk menangkap sentimen yang lebih luas. Selain itu, tinjauan ini menyoroti pentingnya teknik *preprocessing* data, seperti tokenisasi dan penyaringan *noise*, dalam meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen. Penelitian ini memberikan sintesis komprehensif dari tren metodologis terkini, mengidentifikasi tantangan yang ada, serta menawarkan wawasan untuk penelitian masa depan di bidang analisis sentimen dalam *cryptocurrency*.

Kata kunci : Analisis Sentimen, Bitcoin, Deep Learning, GRU, LSTM, Systematic Literature Review

1. PENDAHULUAN

Cryptocurrency, terutama *Bitcoin*, telah mengalami fluktuasi harga yang signifikan selama dekade terakhir [1]. Perubahan harga yang tajam ini telah menarik perhatian global dan memunculkan berbagai diskusi tentang faktor-faktor yang mempengaruhi nilai pasar *Bitcoin* [2]. Di luar indikator keuangan tradisional, salah satu faktor utama yang diidentifikasi adalah sentimen publik, yang sering diekspresikan melalui platform online seperti media sosial dan media berita [3]. Sentimen publik ini berperan penting dalam memengaruhi keputusan investor, yang pada gilirannya berdampak pada dinamika pasar *Bitcoin* [4]. Dalam konteks ini, platform seperti *Twitter* menjadi sumber data utama untuk menganalisis sentimen publik [5]. Dengan sifatnya yang *real-time* dan jangkauan yang luas, *Twitter* menyediakan banyak informasi yang dapat menggambarkan perasaan dan opini masyarakat terhadap *Bitcoin* [6].

Investor *cryptocurrency* mengharapkan keuntungan dan kerugian karena fluktuasi pasar. Banyak cara yang digunakan untuk memprediksi pasar, dan keputusan investasi sering didasarkan pada prediksi ini. Permintaan *cryptocurrency* juga dipengaruhi oleh opini publik dan kebijakan pemerintah. Analisis sentimen, terutama dari media sosial seperti *tweet*, kini menjadi penting dalam memprediksi pergerakan harga. Sentimen positif dalam *tweet* dapat meningkatkan permintaan *cryptocurrency*, begitu pula sebaliknya [6].

Meskipun banyak penelitian yang menerapkan analisis sentimen terhadap *Bitcoin*, ada tantangan besar dalam menggeneralisasi temuan dan

menyarankan praktik terbaik dalam penggunaan metode analisis sentimen. Hal ini disebabkan oleh keragaman metodologis yang signifikan dalam hal sumber data, teknik *preprocessing*, dan penggunaan model yang berbeda. Perbedaan ini membuat sulit untuk membandingkan hasil penelitian atau menarik kesimpulan yang konsisten mengenai efektivitas berbagai metode dalam memprediksi harga *Bitcoin* berdasarkan sentimen publik. Selain itu, meskipun minat akademik terhadap topik ini semakin meningkat, masih sedikit penelitian yang secara sistematis meninjau dan menyintesis literatur yang ada mengenai analisis sentimen terhadap *Bitcoin*. Sebagian besar penelitian yang ada lebih bersifat terpisah dan fokus pada metodologi tertentu tanpa mempertimbangkan gambaran besar tentang tren dan tantangan yang ada di bidang ini.

Tujuan penelitian ini adalah melakukan *Systematic Literature Review (SLR)* mengenai analisis sentimen publik terkait *Bitcoin*. Menggunakan metode *PRISMA*, studi ini akan mengidentifikasi berbagai teknik analisis sentimen yang telah diterapkan pada data *Bitcoin*, mengevaluasi frekuensi penggunaan model-model tertentu, dan menyoroti tantangan umum dalam pemrosesan data teks dari platform seperti *Twitter*.

Penelitian ini hadir untuk mengisi celah dalam literatur dengan menyediakan tinjauan yang terstruktur dan komprehensif mengenai analisis sentimen *Bitcoin*. Proses *SLR* akan memastikan analisis mendalam terhadap studi-studi relevan dan terbaru (2020-2025), melalui penyaringan berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusi ketat, serta evaluasi kualitas metodologis. Hasil tinjauan ini diharapkan memberikan wawasan

berharga tentang tren metodologis saat ini, sekaligus menawarkan arah untuk penelitian masa depan di bidang analisis sentimen, khususnya dalam ranah *cryptocurrency*.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Systematic Literature Review

Systematic Literature Review (SLR) adalah metode yang digunakan untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, dan menyintesis semua penelitian yang relevan dengan topik atau fenomena tertentu. Tujuan dari *SLR* adalah untuk memberikan informasi yang jelas, rasional, dan bebas dari bias mengenai topik yang sedang diteliti. *SLR* bertujuan untuk memberi gambaran yang dapat dipercaya tentang literatur yang ada dan digunakan untuk menjawab pertanyaan riset yang spesifik, dengan prosedur yang sistematis dan terstruktur untuk memastikan validitas dan reliabilitas temuan yang diperoleh [7].

2.2. Bitcoin

Bitcoin adalah *cryptocurrency* pertama yang terdesentralisasi, diciptakan pada tahun 2009 menggunakan teknologi *blockchain*. Sebagai mata uang digital, *Bitcoin* memungkinkan transaksi langsung antara pengguna tanpa memerlukan perantara seperti bank atau lembaga keuangan lainnya. Meskipun memiliki volatilitas yang tinggi, *Bitcoin* sering dipandang sebagai investasi yang berpotensi besar karena keterkaitannya dengan teknologi *blockchain*, yang diyakini dapat merevolusi berbagai sektor industri. Dengan sistem yang tidak bergantung pada otoritas pusat, *Bitcoin* menawarkan kebebasan dalam transaksi global, namun juga menghadirkan tantangan terkait dengan kestabilan harga dan adopsi luas di pasar [8].

2.3. Cryptocurrency

Cryptocurrency adalah mata uang digital yang beroperasi menggunakan teknologi *blockchain*, yang memungkinkan transaksi aman dan terdesentralisasi tanpa perantara seperti bank. *Bitcoin*, sebagai *cryptocurrency* pertama yang diperkenalkan pada tahun 2009, menggunakan kriptografi untuk mengonfirmasi dan mencatat transaksi dalam jaringan terdistribusi. Keuntungan utama *cryptocurrency* termasuk biaya transaksi yang lebih rendah, kecepatan transfer uang antarnegara, dan kebebasan dari kontrol bank sentral. Namun, *cryptocurrency* juga menghadapi beberapa tantangan, seperti volatilitas harga yang tinggi dan konsumsi energi yang besar dalam proses penambangan, yang menimbulkan kekhawatiran terhadap dampaknya terhadap lingkungan [9].

2.4. Deep Learning

Deep learning merupakan pendekatan khusus dalam bidang *machine learning* yang menggunakan jaringan saraf buatan dengan beberapa lapisan neuron. Metode ini memungkinkan untuk mempelajari pola

kompleks dari data berskala besar, terutama dalam pengolahan citra, teks, dan suara. Dibandingkan dengan model *machine learning* tradisional yang lebih sederhana, *deep learning* sering kali memberikan hasil yang lebih baik dalam tugas-tugas yang melibatkan data berdimensi tinggi dan tidak terstruktur, karena mampu secara otomatis mempelajari fitur-fitur penting tanpa memerlukan rekayasa fitur yang ekstensif. Struktur hierarkis pada jaringan saraf dalam *deep learning* memungkinkan sistem untuk mengekstrak representasi yang bermakna dari data mentah, yang pada gilirannya menghasilkan hasil yang lebih akurat dan efisien untuk tugas analitik yang kompleks [10].

2.5. Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah teknik untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan perasaan atau opini yang terdapat dalam teks, dengan tujuan untuk mengukur persepsi orang terhadap suatu topik. Proses ini melibatkan pengelompokan sentimen ke dalam kategori seperti positif, negatif, atau netral, dan dapat lebih mendalam untuk mengidentifikasi emosi tertentu seperti kegembiraan, kemarahan, atau kecemasan. Metode yang digunakan dalam analisis sentimen bisa berbasis leksikon, yang memanfaatkan kamus kata yang sudah diberi polaritas, atau menggunakan *machine learning* yang menganggap teks sebagai masalah klasifikasi. Analisis ini banyak digunakan pada data media sosial seperti *Twitter* untuk memperoleh wawasan tentang pandangan dan opini masyarakat mengenai isu-isu tertentu [11].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menyelidiki analisis sentimen publik terhadap *Bitcoin* dengan melakukan *Systematic Literature Review (SLR)*, mengadopsi kerangka kerja *PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses)*. Pendekatan *SLR* memastikan metode yang terstruktur, transparan, dan dapat direplikasi untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, dan menyintesis literatur akademik yang relevan. [12] dan [13] mengeksplorasi peran sentimen dalam meramalkan dinamika harga *Bitcoin*.

Tabel 1. Research Question Dari Studi Ini

Research Question
RQ1: Jenis metode analisis sentimen apa yang telah digunakan untuk menganalisis tweet terkait <i>Bitcoin</i> ?
RQ2: Berapa proporsi studi analisis sentimen <i>Bitcoin</i> yang menggunakan model <i>deep learning</i> , khususnya <i>LSTM</i> dan <i>GRU</i> ?
RQ3: Apa tantangan yang paling umum dihadapi dalam melakukan analisis sentimen pada data <i>Twitter</i> yang terkait dengan <i>Bitcoin</i> ?

Systematic Literature Review (SLR) dilakukan melalui tiga fase: perencanaan, pelaksanaan, dan pelaporan. Pada fase perencanaan, pertanyaan penelitian didefinisikan, kata kunci dan operator *Boolean* ditetapkan, dan *database* akademik seperti

IEEE Xplore, Scopus, SpringerLink, dan ScienceDirect dipilih. Tabel 1 menggambarkan pertanyaan penelitian spesifik yang mendorong investigasi ini.

Fase pelaksanaan mengikuti kerangka *PRISMA*, yang terdiri dari Identifikasi, Penyaringan, Kelayakan, dan Inklusi. Setelah menghapus duplikat dan menyaring abstrak, tinjauan teks lengkap dilakukan, menghasilkan 42 studi yang dimasukkan dalam analisis akhir. Proses ini divisualisasikan dalam diagram alur *PRISMA* untuk memastikan transparansi metodologis.

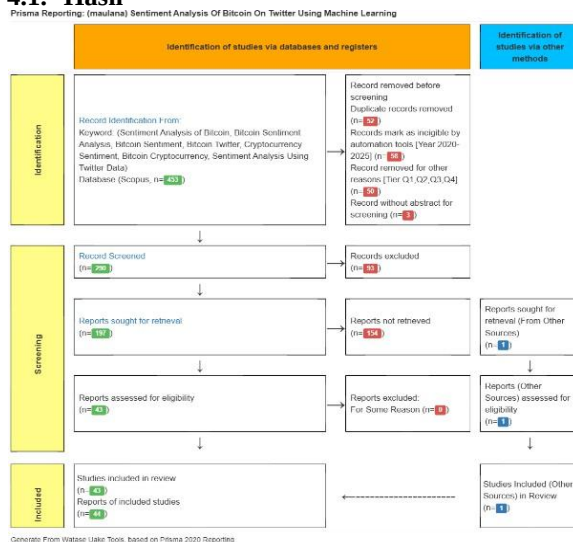
Pada fase pelaporan, studi yang dipilih dianalisis berdasarkan metode analisis sentimen mereka, penggunaan model *deep learning*, contohnya *LSTM* dan *GRU*, dan tantangan umum dalam memproses teks media sosial. Temuan-temuan tersebut disintesis untuk menyoroti tren metodologis, celah penelitian, dan arahan masa depan.

Tinjauan terstruktur ini menawarkan gambaran komprehensif tentang praktik terkini dalam analisis sentimen *Bitcoin* dan berkontribusi untuk memajukan penelitian dalam pemrosesan bahasa alami, analitik finansial, dan studi *cryptocurrency*.

4. HASIL DAN DISKUSI

Diskusi hasil penelitian dan pengujian yang diperoleh disajikan dalam bentuk deskripsi teoritis. Hasil eksperimen harus disajikan dalam bentuk grafik atau tabel. Untuk grafik dapat mengikuti format untuk diagram dan gambar.

4.1. Hasil



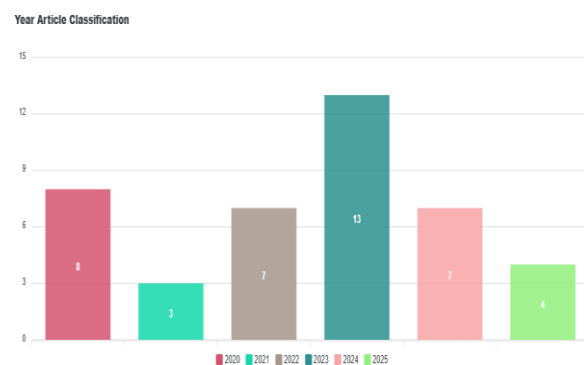
Gambar 1. Systematic literature review prisma

Bagian ini menyajikan temuan dari *Systematic Literature Review (SLR)* yang dilakukan terhadap 42 studi terpilih terkait dengan analisis sentimen publik terhadap *Bitcoin*. Proses pemilihan artikel mengikuti pedoman *PRISMA* dan melibatkan serangkaian tahap: identifikasi, penyaringan, kelayakan, dan inklusi. Sebanyak 197 artikel awalnya diambil dari berbagai *database* akademik. Setelah menerapkan kriteria

inklusi dan eksklusi, menghapus duplikat, dan menilai relevansi teks lengkap, 42 artikel dimasukkan dalam sintesis akhir. Alur rinci pemilihan artikel digambarkan dalam Gambar 1.

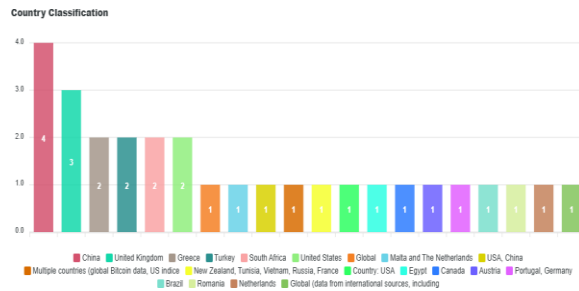
Berdasarkan Gambar 2, distribusi artikel yang termasuk dalam tinjauan sistematik ini berdasarkan tahun publikasi disajikan. Jumlah artikel terbanyak diterbitkan pada tahun 2023, yang mencapai 13 studi. Diikuti dengan 8 artikel pada tahun 2020, 7 artikel pada tahun 2022 dan 2024, 4 artikel pada tahun 2025, dan jumlah terendah pada tahun 2021 dengan 3 artikel. Angka-angka ini menunjukkan minat akademik yang fluktuatif namun berkelanjutan terhadap analisis sentimen publik terhadap *Bitcoin* selama enam tahun terakhir, dengan puncak penelitian yang signifikan pada tahun 2023.

Semua artikel yang lolos proses seleksi dan mencapai tahap inklusi selanjutnya dianalisis. Informasi yang diekstraksi mencakup tahun publikasi, negara asal, metode analisis sentimen yang digunakan, jenis model, dan konteks aplikasi. Data ini menjadi dasar untuk sintesis tematik yang disajikan dalam bagian diskusi berikut.



Gambar 2. Distribusi artikel yang ditinjau berdasarkan tahun publikasi

Berdasarkan Gambar 3, artikel-artikel yang ditinjau dalam studi ini berasal dari berbagai negara, yang menunjukkan minat global yang tersebar dalam analisis sentimen terkait *Bitcoin*. China merupakan kontributor terbanyak dengan 4 studi, diikuti oleh Inggris dengan 3 studi. Beberapa negara memberikan kontribusi 2 studi masing-masing, termasuk Yunani, Turki, Afrika Selatan, dan Amerika Serikat. Selain itu, berbagai negara dan wilayah lainnya seperti Malta dan Belanda, Mesir, Kanada, Austria, Portugal, Jerman, Brasil, Rumania, dan Belanda masing-masing memberikan 1 studi. Beberapa studi diklasifikasikan di bawah kategori yang lebih luas seperti "Global," "Beberapa Negara," atau karya kolaboratif antara wilayah, yang mencerminkan ruang lingkup penelitian ini yang multidisipliner dan internasional. Distribusi yang luas ini menggambarkan keterlibatan akademik global yang kuat dalam analisis sentimen publik terhadap *Bitcoin*, khususnya di negara-negara yang aktif secara teknologi dan berbasis data.



Gambar 3. Distribusi artikel yang ditinjau berdasarkan negara asal

Berikut ini adalah studi-studi yang memeriksa penerapan berbagai metode analisis sentimen dalam konteks diskusi terkait *Bitcoin*. Tabel ini merangkum beberapa referensi terkait dengan model yang

digunakan, pendekatan metodologis, dan tujuan penelitian spesifik. Informasi ini berfungsi sebagai dasar yang penting untuk mengidentifikasi teknik-teknik yang berlaku dan pola-pola dalam analisis sentimen publik terkait *Bitcoin*.

4.2. Diskusi

Bagian ini menyajikan temuan dari proses ekstraksi informasi yang dilakukan sebelumnya, dengan tujuan untuk mendukung pencapaian tujuan penelitian, yaitu memberikan gambaran komprehensif tentang pendekatan analitik yang digunakan dalam studi terkait pemrosesan dokumen tidak terstruktur. Penelitian ini dirancang khusus untuk menjawab tiga pertanyaan penelitian yang telah disebutkan sebelumnya. Diskusi disajikan sebagai berikut:

Tabel 1. Studi tentang analisis sentimen pada bitcoin

Referensi	Tahun	Metode	Model	Konteks
[9]	2025	Deep Learning	MFB (BiLSTM + BiGRU)	Memprediksi harga <i>BTC</i> per jam menggunakan sentimen yang tertunda dan indikator teknis
[10]	2025	Machine Learning	CART Decision Tree	Meramalkan kisaran harga <i>BTC</i> hari berikutnya melalui indikator teknis + sentimen <i>roBERTa</i>
[11]	2025	Deep Learning	Multi-LSTM-Sentiment	Memprediksi harga <i>BTC</i> menggunakan data historis, <i>sentimen tweet</i> , dan <i>volume tweet</i>
[12]	2025	Deep Learning (DL)	LSTM and GRU	Memprediksi harga <i>BTC</i> , <i>ETH</i> , dan <i>LTC</i> dengan evaluasi <i>MAPE</i> , <i>MAE</i> , <i>MSE</i> , <i>RMSE</i>
[13]	2024	Natural Language Processing (NLP)	CryptoLin (Manual + Pretrained Models)	Mengembangkan korpus berita <i>crypto</i> yang dianotasi manusia untuk analisis sentimen
[8]	2024	Deep Learning (DL)	Ensemble of EMD-LSTM & Stacked LSTM	Memprediksi harga <i>BTC</i> menggunakan data historis dan rasio sentimen <i>tweet</i> harian
[14]	2024	Deep Learning (DL)	ANN + Bivariate Jump-Diffusion PDE	Memprediksi opsi <i>BTC</i> Eropa menggunakan sentimen <i>Google Trends</i> + <i>jump diffusion</i>
[15]	2024	Natural Language Processing (NLP)	Fixed Effects Regression	Menganalisis pengaruh liburan Cina + sentimen <i>Twitter</i> terhadap hasil <i>crypto</i>
[16]	2024	Natural Language Processing (NLP)	DID Regression + VADER NLP	Mengukur sentimen investor dan pergerakan massa setelah crash <i>crypto</i> melalui <i>Twitter</i>
[17]	2024	Deep Learning (DL)	LSTM, GRU, RNN, CONV1D, Bi-LSTM+CONV1D	Mengklasifikasikan sentimen <i>tweet BTC</i> menggunakan <i>FastText</i> dan <i>deep learning</i>
[18]	2024	Natural Language Processing (NLP)	GPT-4, BERT, FinBERT	Membandingkan LLM yang disesuaikan dan model NLP untuk sentimen berita <i>crypto</i>
[6]	2023	Natural Language Processing (NLP)	VADER, TextBlob, SentiWordNet, RF, NB, SVC	Membandingkan klasifikator sentimen berbasis leksikon vs. ML pada <i>tweet UK COVID-19</i>
[19]	2023	Natural Language Processing (NLP)	CRSX + Panel Regression	Menganalisis dampak sentimen regulasi (<i>Google Trends</i>) terhadap harga/volatilitas <i>crypto</i>
[20]	2023	Natural Language Processing (NLP)	Nonlinear Quantile Causality	Mempelajari pengaruh sentimen ketidakpastian berbasis <i>Twitter</i> pada <i>crypto</i> selama <i>COVID-19</i>
[21]	2023	Natural Language Processing (NLP)	Diebold-Yilmaz Index, Wavelet Coherence	Menganalisis spillover volatilitas antara <i>RavenPack</i> , saham <i>GCC</i> , dan <i>crypto</i>
[22]	2023	Deep Learning (DL)	Hybrid LSTM-GRU + FinBERT	Memprediksi harga <i>ETH</i> dan <i>SOL</i> menggunakan data historis + sentimen <i>FinBERT</i>
[23]	2023	Machine Learning (ML)	LSTM, ARIMA, MLP + WLPS/IBWPS/DBSA/HMSA	Memprediksi harga <i>BTC</i> , <i>ETH</i> , <i>EOS</i> , <i>ADA</i> , <i>XRP</i> menggunakan sentimen <i>tweet</i> berbot
[24]	2023	Natural Language Processing (NLP)	CryptoBERT, LUKE (emoji lexicon + SVM)	Mengklasifikasikan sentimen posting <i>crypto</i> menggunakan <i>CryptoBERT</i> + SVM yang ditingkatkan <i>emoji</i>
[25]	2023	Natural Language Processing (NLP)	Wavelet Coherence + TRMI Index	Menganalisis hubungan waktu-frekuensi antara sentimen <i>BTC</i> dan hasil (sebelum/selama <i>COVID-19</i>)

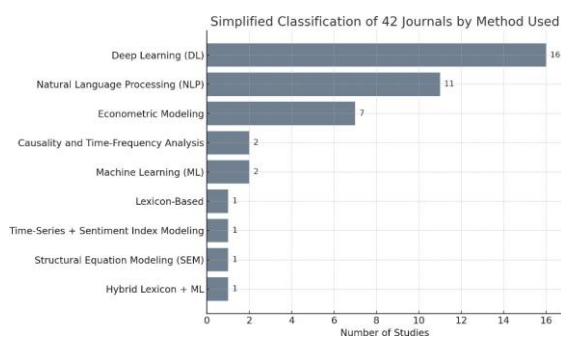
Referensi	Tahun	Metode	Model	Konteks
[26]	2023	Deep Learning (DL)	Linear Regression, LSTM, TCN, D-Linear + VADER & BERTweet	Memprediksi harga <i>BTC</i> jangka pendek dengan model hibrida (sentimen + fitur emosi)
[27]	2023	Deep Learning (DL)	OLS, LSTM, NHITS + DistilBERT, VADER, TextBlob	Memprediksi harga harian 12 <i>crypto</i> menggunakan sentimen <i>tweet</i> + mengevaluasi hasil trading
[28]	2023	Natural Language Processing (NLP)	BERT (GoEmotions) + Volatility Formula	Meramalkan volatilitas <i>crypto</i> jangka pendek menggunakan 28 emosi <i>Twitter</i> + <i>metadata</i>
[29]	2023	Structural Equation Modeling (SEM)	TAM + Extended Factors (PU, PEOU, Trust, Security, etc.)	Mengidentifikasi penggerak adopsi <i>BTC</i> untuk pembayaran elektronik melalui model struktural di Afrika Selatan
[30]	2023	Deep Learning (DL)	LSTM + Logistic Regression	Memprediksi volatilitas <i>BTC</i> di pasar bull/bear menggunakan metrik on-chain + sentimen
[31]	2022	Deep Learning (DL) + Sentiment Analysis (SA)	MLP, CNN, LSTM + FinBERT, CryptoBERT, Sentiment Fusion	Memprediksi arah harga <i>BTC</i> menggunakan sentimen dari berita, <i>Twitter</i> , dan Telegram
[32]	2022	Deep Learning (DL)	Bi-CNN-RNN + Group-Wise Enhancement + Attention	Mengklasifikasikan <i>tweet crypto</i> Turki menggunakan arsitektur hibrida Bi-CNN-RNN
[1]	2022	Deep Learning (DL)	Ensemble LSTM-GRU + TextBlob, Text2Emotion	Mengklasifikasikan sentimen + emosi (misalnya bahagia, takut) dalam <i>tweet crypto</i> menggunakan ensemble LSTM-GRU
[33]	2022	Hybrid Lexicon + ML + Hyperparameter Tuning	VADER + Random Forest + GWO	Mengklasifikasikan 3,6 juta <i>tweet BTC</i> menggunakan label VADER + RF yang disetel dengan GWO
[34]	2022	Deep Learning (DL)	BiLSTM, CNN, Voting Classifier + VADER	Memprediksi arah dan besaran harga <i>BTC</i> melalui sentimen <i>tweet</i> , <i>volume</i> , dan fitur tertunda waktu
[35]	2022	Deep Learning (DL) + Ensemble Learning	Stacking Ensemble (LSTM + GRU)	Memprediksi harga <i>BTC</i> setiap 30 menit dengan <i>stacking LSTM-GRU</i> + skor sentimen <i>Twitter</i>
[36]	2022	Time-Varying Causality Testing	Rolling-Window Granger Causality + VAR	Mengevaluasi <i>BTC</i> sebagai aset <i>safe haven</i> selama sentimen takut (<i>via VIX</i>)
[37]	2021	Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) + ML	JST, TS-LDA + LDA, VADER, TextBlob + RF, LR, XGBoost, MLP, SVM, LSTM	Memprediksi arah <i>BTC</i> keesokan hari menggunakan fitur topik-sentimen dari forum dan berita
[38]	2021	Survey-Based Sentiment Analysis + Econometrics	OLS Regression + Robust LS + Impulse Response (VAR)	Mempelajari pengaruh sentimen investor/pasar saham terhadap hasil <i>BTC</i> dan <i>altcoin</i>
[39]	2021	Business Intelligence + Deep Learning (DL)	SVR, CNN-based DL, Linear Regression + Twitter Event Sentiment	Memprediksi harga 5 <i>crypto</i> teratas menggunakan sentimen <i>tweet</i> dari <i>mega-events global</i>
[3]	2020	Behavioral Asset Pricing + Econometrics	Behavioral Factor Model (CAPM, Fama-French 3/4/5, VAR, VIX, AAI)	Menyelidiki apakah <i>BTC</i> berperilaku seperti saham beta dengan sentimen tinggi (penetapan harga perilaku)
[40]	2020	Behavioral Finance + Econometrics	Google Trends + VAR + Granger Causality	Menganalisis dampak sentimen takut COVID-19 terhadap hasil, volatilitas, dan volume <i>BTC</i>
[41]	2020	Behavioral Finance + Sentiment Index via Google Trends	BSI (Google Search Volume) + OLS, NARDL	Mempelajari efek asimetris sentimen <i>Google Trends</i> (BSI) terhadap <i>BTC</i> , volatilitas, dan <i>USD</i>
[42]	2020	Information Theory + Transfer Entropy (TE)	Geweke Granger Causality (linear), Transfer Entropy (nonlinear)	Mendeteksi kausalitas arah non-linear antara sentimen <i>Twitter</i> dan hasil <i>crypto</i>

Referensi	Tahun	Metode	Model	Konteks
[43]	2020	Sentiment Analysis + Panel VAR	Panel Vector Autoregression (VAR)	Menganalisis dampak reputasi korporat dari adopsi BTC melalui sentimen tweet
[44]	2020	Sentiment Analysis + Nonlinear Econometrics	Twitter Happiness Index + Linear/Nonlinear Granger + Quantile-on-Quantile (QQ)	Memprediksi hasil crypto menggunakan Twitter Happiness Index (analisis non-linear + kuantil)
[7]	2020	Cointegration + VECM + P-T Decomposition	VECM, Gonzalo-Granger P-T, Google Trends, FED Stress Index	Mengidentifikasi penggerak harga BTC jangka panjang menggunakan variabel pasar dan sentimen
[45]	2020	Lexicon-Based Sentiment Analysis (SA)	VADER + 13 Preprocessing Strategies	Menghubungkan sentimen VADER dari tweet BTC dengan harga untuk menemukan preprocessing yang optimal

4.3. Research Question I: Metode analisis sentimen apa yang telah digunakan untuk menganalisis tweet terkait Bitcoin?

Berdasarkan tinjauan literatur yang dilakukan, penelitian ini berhasil mengidentifikasi berbagai metode yang digunakan untuk melakukan analisis sentimen pada tweet terkait Bitcoin dalam konteks volatilitas harga. Temuan menunjukkan bahwa *deep learning* adalah metode yang paling sering diterapkan, muncul dalam 16 studi. Ini mencakup model seperti *LSTM*, *GRU*, *BiLSTM*, *CNN*, dan arsitektur hibrida atau ensemble seperti *BiLSTM-GRU*, *Bi-CNN-RNN*, dan *stacking ensembles*, misalnya, [27], [1]. Model *deep learning* sering ditingkatkan dengan fitur sentimen yang diekstrak dari model leksikon seperti *VADER*, *TextBlob*, atau *BERTweet* untuk meningkatkan kinerja dalam menangani data media sosial yang bising dan tidak terstruktur.

Pendekatan kedua yang paling banyak digunakan adalah pemrosesan bahasa alami (*NLP*), yang ditemukan dalam 11 studi (misalnya, *BERT*, *FinBERT*, *CryptoBERT*, *VADER*, *TextBlob*, *SentiWordNet*), misalnya pada [17], [23]. Teknik *NLP* mencakup model berbasis transformer dan metode berbasis leksikon hingga strategi peningkatan semantik menggunakan leksikon yang peka terhadap emoji dan pengenalan entitas bernama (*NER*). Pendekatan ini efektif dalam mengekstraksi dan mengklasifikasikan sentimen dari tweet dan data teks terkait crypto.



Gambar 4. Klasifikasi jurnal berdasarkan metode yang digunakan

Selain itu, pemodelan ekonometrika digunakan dalam 7 studi, seringkali menggabungkan metode

seperti *VAR*, *NARDL*, dan *panel regression* untuk menganalisis hubungan antara sentimen dan harga atau volatilitas *cryptocurrency* secara statistik, misalnya pada [17], [2].

4.4. Research Question II: Berapa proporsi studi analisis sentimen Bitcoin yang menggunakan model deep learning, khususnya LSTM dan GRU?

Analisis terhadap 42 studi terpilih yang diterbitkan antara tahun 2020 dan 2025 mengungkapkan tren yang jelas dan konsisten terhadap adopsi model *deep learning* dalam analisis sentimen terkait data *Twitter Bitcoin*. Sebanyak 16 studi (sekitar 38% dari total studi) menerapkan teknik *deep learning*, menjadikannya kategori metode yang paling sering digunakan. Di antara model-model ini, *LSTM* (*Long Short-Term Memory*) merupakan yang paling dominan, muncul dalam setidaknya 12 studi, sering kali sebagai arsitektur mandiri atau dalam kombinasi dengan lapisan lain seperti *CNN* atau *GRU*, misalnya, [27], [24].

Popularitas *LSTM* sebagian besar disebabkan oleh kemampuannya untuk memodelkan ketergantungan jangka panjang dan hubungan berurutan dalam data teks fitur-fitur yang sangat berguna dalam menganalisis pola sentimen yang berkembang di seluruh tweet. Model *GRU* (*Gated Recurrent Unit*), meskipun kurang umum, diterapkan dalam 7 studi, misalnya, [17]. Struktur *GRU* yang lebih sederhana dan kompleksitas komputasi yang lebih rendah menjadikannya alternatif praktis untuk *LSTM*, terutama dalam kasus yang melibatkan dataset lebih kecil atau sumber daya komputasi terbatas.

Beberapa studi juga menggunakan arsitektur *hybrid deep learning*, seperti *ensemble LSTM-GRU* atau model yang mengintegrasikan *BiLSTM* dengan *attention mechanisms* atau *convolutional layer*, untuk meningkatkan kinerja dan ketahanan klasifikasi sentimen, misalnya, [16], [31].

Penggunaan konsisten dari *LSTM* dan *GRU* di seluruh studi mencerminkan pergeseran metodologis yang lebih luas dari pendekatan berbasis leksikon tradisional atau pembelajaran mesin klasik. Tren ini menunjukkan pergerakan bidang ini menuju strategi

pemodelan yang lebih mendalam dan peka terhadap konteks, yang mampu menangkap nuansa emosional dan temporal yang ada dalam diskursus *cryptocurrency* di platform seperti Twitter.

4.5. Research Question III: Apa tantangan yang paling umum dihadapi dalam melakukan analisis sentimen pada data Twitter yang terkait dengan Bitcoin?

Literatur yang ditinjau mengungkapkan serangkaian tantangan yang konsisten yang dihadapi oleh peneliti saat melakukan analisis sentimen pada data Twitter terkait Bitcoin. Salah satu tantangan signifikan adalah kompleksitas *preprocessing* data. *Tweet* secara inheren bersifat informal dan sering mengandung slang, singkatan, *emoji*, *hashtag*, *URL*, dan sebutan pengguna. Karakteristik ini memerlukan langkah-langkah *preprocessing* yang menyeluruh dan bernuansa seperti *tokenisasi*, *lemmatisasi*, dan penyaringan *noise* untuk mengonversi *tweet* mentah menjadi format yang dapat dianalisis. *Preprocessing* yang tidak memadai telah terbukti mempengaruhi kinerja model secara signifikan, terutama dalam studi yang menggunakan metode berbasis leksikon atau pembelajaran mesin tradisional. [39] dan [34] menekankan pentingnya teknik *preprocessing* seperti penghapusan *stopwords* dan penanganan karakter khusus.

Tantangan lain yang umum ditemukan adalah ambiguitas kontekstual dalam *tweet*. *Tweet* sering kali kekurangan konteks yang cukup, membuatnya sulit untuk diinterpretasikan oleh model, terutama ketika ironi atau sarkasme terlibat. Tantangan ini sangat problematis bagi pendekatan berbasis leksikon, yang bergantung pada analisis sentimen permukaan tanpa mempertimbangkan negasi atau konteks. [42] mengusulkan metode yang lebih canggih yang menggabungkan analisis sentimen kontekstual untuk meningkatkan akurasi.

Selain itu, ketidakseimbangan kelas dalam dataset yang dilabeli sentimen adalah masalah berulang lainnya. Banyak studi melaporkan adanya representasi berlebihan dari *tweet* positif atau netral dibandingkan *tweet* negatif, yang menyebabkan pelatihan model yang bias. [34] menerapkan teknik seperti *SMOTE* dan fungsi *loss* berbobot untuk mengatasi ketidakseimbangan ini.

5. KESIMPULAN

Systematic Literature Review (SLR) ini mengonfirmasi tren peningkatan penggunaan model *deep learning* dalam analisis sentimen Bitcoin. Sentimen dari Twitter teridentifikasi sebagai sumber data utama yang dominan dalam studi-studi yang ditinjau. Secara spesifik, model *Long Short-Term Memory (LSTM)* dan *Gated Recurrent Unit (GRU)* merupakan pendekatan yang paling sering digunakan dalam penelitian terkini mengenai analisis sentimen Bitcoin, mencerminkan pergeseran metodologis menuju strategi pemodelan yang lebih mendalam dan

peka terhadap konteks. Temuan penulis menunjukkan bahwa model *deep learning* seringkali ditingkatkan dengan fitur sentimen yang diekstrak dari model leksikon seperti *VADER*, *TextBlob*, atau *BERTweet* untuk meningkatkan kinerja dalam menangani data media sosial yang tidak terstruktur dan mengandung *noise*. Popularitas *LSTM* disebabkan oleh kemampuannya memodelkan ketergantungan jangka panjang dan hubungan berurutan dalam data teks, sementara *GRU* menawarkan alternatif yang lebih sederhana namun efektif. Selain *deep learning*, Pemrosesan Bahasa Alami (*NLP*) juga merupakan metode yang banyak digunakan dalam konteks ini.

Meskipun model *deep learning* menunjukkan potensi besar, tinjauan ini juga menyoroti tantangan umum yang dihadapi dalam analisis sentimen Bitcoin. Salah satu tantangan signifikan adalah kompleksitas *preprocessing* data Twitter yang informal, sering mengandung *slang*, singkatan, *emoji*, *hashtag*, *URL*, dan sebutan pengguna, yang memerlukan langkah-langkah menyeluruh untuk mengonversi data mentah menjadi format yang dapat dianalisis. *Preprocessing* yang tidak memadai telah terbukti memengaruhi kinerja model secara signifikan. Selain itu, ambiguitas kontekstual dalam *tweet* juga menjadi tantangan umum yang dihadapi peneliti, terutama ketika ironi atau sarkasme terlibat, karena sering kali *tweet* kekurangan konteks yang cukup sehingga sulit diinterpretasikan oleh model. Tantangan ini sangat problematis bagi pendekatan berbasis leksikon. Masalah ketidakseimbangan kelas dalam dataset sentimen juga merupakan isu berulang, di mana banyak studi melaporkan adanya representasi berlebihan dari *tweet* positif atau netral dibandingkan *tweet* negatif, yang menyebabkan pelatihan model menjadi bias.

Secara keseluruhan, analisis sentimen tetap menjadi pilihan yang berharga untuk memahami dinamika harga Bitcoin, menawarkan wawasan signifikan meskipun ada tantangan metodologis. Untuk penelitian di masa depan, fokus dapat diarahkan pada pengembangan teknik *preprocessing* yang lebih canggih, metode untuk mengatasi ambiguitas kontekstual, dan strategi untuk mengelola ketidakseimbangan data, guna meningkatkan akurasi dan keandalan analisis sentimen dalam ranah *cryptocurrency*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Aslam, F. Rustam, E. Lee, P. B. Washington, and I. Ashraf, "Sentiment Analysis and Emotion Detection on Cryptocurrency Related Tweets Using Ensemble LSTM-GRU Model," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 39313–39324, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3165621.
- [2] R. van Dinter, B. Tekinerdogan, and C. Catal, "Automation of systematic literature reviews: A systematic literature review," Aug. 01, 2021, Elsevier B.V. doi: 10.1016/j.infsof.2021.106589.
- [3] H. Jo, H. Park, and H. Shefrin, "Bitcoin and sentiment," *Journal of Futures Markets*, vol. 40,

- no. 12, pp. 1861–1879, Dec. 2020, doi: 10.1002/fut.22156.
- [4] B. Zohuri, H. T. Nguyen, and M. Moghaddam, “What is the Cryptocurrency? Is it a Threat to Our National Security, Domestically and Globally?,” *International Journal of Theoretical & Computational Physics*, 2022, [Online]. Available: www.unisciencepub.com
 - [5] C. Janiesch, P. Zschech, and K. Heinrich, “Machine learning and deep learning,” *Electronic Markets*, 2021, doi: 10.1007/s12525-021-00475-2/Published.
 - [6] Y. Qi and Z. Shabrina, “Sentiment analysis using Twitter data: a comparative application of lexicon- and machine-learning-based approach,” *Soc Netw Anal Min*, vol. 13, no. 1, Dec. 2023, doi: 10.1007/s13278-023-01030-x.
 - [7] B. Kapar and J. Olmo, “Analysis of Bitcoin prices using market and sentiment variables,” *World Economy*, vol. 44, no. 1, pp. 45–63, Jan. 2021, doi: 10.1111/twec.13020.
 - [8] S. Arslan, “Bitcoin Price Prediction Using Sentiment Analysis and Empirical Mode Decomposition,” *Comput Econ*, 2024, doi: 10.1007/s10614-024-10588-3.
 - [9] P. Han, H. Chen, A. Rasool, Q. Jiang, and M. Yang, “MFB: A Generalized Multimodal Fusion Approach for Bitcoin Price Prediction Using Time-Lagged Sentiment and Indicator Features,” *Expert Syst Appl*, vol. 261, Feb. 2025, doi: 10.1016/j.eswa.2024.125515.
 - [10] L. Shang, “Sentiment-Driven Bitcoin Price Range Forecasting: Enhancing CART Decision Trees with High-Dimensional Indicators and Twitter Dynamics,” *IEEE Access*, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3557186.
 - [11] H. S. Htay, M. Ghahremani, and S. Shiaeles, “Enhancing Bitcoin Price Prediction with Deep Learning: Integrating Social Media Sentiment and Historical Data,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 15, no. 3, Feb. 2025, doi: 10.3390/app15031554.
 - [12] R. Kaur *et al.*, “Development of a cryptocurrency price prediction model: leveraging GRU and LSTM for Bitcoin, Litecoin and Ethereum,” *PeerJ Comput Sci*, vol. 11, 2025, doi: 10.7717/peerj-cs.2675.
 - [13] M. F. A. Gadi and M. Á. Sicilia, “A sentiment corpus for the cryptocurrency financial domain: the CryptoLin corpus,” *Lang Resour Eval*, Jun. 2024, doi: 10.1007/s10579-024-09743-x.
 - [14] E. Pindza, J. Clement, S. Mwambi, and N. Umeorah, “Neural Network for Valuing Bitcoin Options Under Jump-Diffusion and Market Sentiment Model,” *Comput Econ*, 2024, doi: 10.1007/s10614-024-10792-1.
 - [15] P. Zhang, K. Xu, J. Huang, and J. Qi, “Investor sentiment and the holiday effect in the cryptocurrency market: evidence from China,” *Financial Innovation*, vol. 10, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1186/s40854-024-00639-x.
 - [16] M. Cary, “Herding and investor sentiment after the cryptocurrency crash: evidence from Twitter and natural language processing,” *Financial Innovation*, vol. 10, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1186/s40854-024-00663-x.
 - [17] M. Nair, L. A. Abd-Elmegid, and M. I. Marie, “Sentiment analysis model for cryptocurrency tweets using different deep learning techniques,” *Journal of Intelligent Systems*, vol. 33, no. 1, Jan. 2024, doi: 10.1515/jisys-2023-0085.
 - [18] K. I. Roumeliotis, N. D. Tselikas, and D. K. Nasiopoulos, “LLMs and NLP Models in Cryptocurrency Sentiment Analysis: A Comparative Classification Study,” *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 8, no. 6, Jun. 2024, doi: 10.3390/bdcc8060063.
 - [19] Y. Bonaparte and G. Bernile, “A new ‘Wall Street Darling?’ effects of regulation sentiment in cryptocurrency markets,” *Financ Res Lett*, vol. 52, Mar. 2023, doi: 10.1016/j.frl.2022.103376.
 - [20] N. Kyriazis, S. Papadamou, P. Tzeremes, and S. Corbet, “The differential influence of social media sentiment on cryptocurrency returns and volatility during COVID-19,” *Quarterly Review of Economics and Finance*, vol. 89, pp. 307–317, Jun. 2023, doi: 10.1016/j.qref.2022.09.004.
 - [21] H. Soltani, J. Taleb, and M. Boujelbène Abbes, “The directional spillover effects and time-frequency nexus between stock markets, cryptocurrency, and investor sentiment during the COVID-19 pandemic,” *European Journal of Management and Business Economics*, 2023, doi: 10.1108/EJMBE-09-2022-0305.
 - [22] A. S. Girsang and Stanley, “Hybrid LSTM and GRU for Cryptocurrency Price Forecasting Based on Social Network Sentiment Analysis Using FinBERT,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 120530–120540, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3324535.
 - [23] F. Feizian and B. Amiri, “Cryptocurrency Price Prediction Model Based on Sentiment Analysis and Social Influence,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 142177–142195, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3342688.
 - [24] M. Kulakowski, F. Frasincar, and E. Cambria, “Sentiment Classification of Cryptocurrency-Related Social Media Posts,” *IEEE Intell Syst*, vol. 38, no. 4, pp. 5–9, Jul. 2023, doi: 10.1109/MIS.2023.3283170.
 - [25] A. F. Aysan, E. Muğaloğlu, A. Y. Polat, and H. Tekin, “Whether and when did bitcoin sentiment matter for investors? Before and during the COVID-19 pandemic,” *Financial Innovation*, vol. 9, no. 1, Dec. 2023, doi: 10.1186/s40854-023-00536-9.
 - [26] M. Frohmann, M. Karner, S. Khudoyan, R. Wagner, and M. Schedl, “Predicting the Price of Bitcoin Using Sentiment-Enriched Time Series

- Forecasting,” *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 7, no. 3, Sep. 2023, doi: 10.3390/bdcc7030137.
- [27] V. Koltun and I. P. Yamshchikov, “Pump It: Twitter Sentiment Analysis for Cryptocurrency Price Prediction,” *Risks*, vol. 11, no. 9, Sep. 2023, doi: 10.3390/risks11090159.
- [28] R. C. F. de Araújo, A. S. R. Pinto, and M. Ferrandin, “Sentiment Identification on Tweets to Forecast Cryptocurrency’s Volatility,” *Journal of Computer Science*, vol. 19, no. 5, pp. 619–628, 2023, doi: 10.3844/jcssp.2023.619.628.
- [29] A. Budree and T. N. Nyathi, “Can Cryptocurrency Be a Payment Method in a Developing Economy? The Case of Bitcoin in South Africa,” *Journal of Electronic Commerce in Organizations*, vol. 21, no. 1, 2023, doi: 10.4018/JECO.320223.
- [30] A. C. Baroiu, V. Diaconita, and S. V. Oprea, “Bitcoin volatility in bull vs. bear market insights from analyzing on-chain metrics and Twitter posts,” *PeerJ Comput Sci*, vol. 9, 2023, doi: 10.7717/PEERJ-CS.1750.
- [31] N. Passalis *et al.*, “Multisource financial sentiment analysis for detecting Bitcoin price change indications using deep learning,” *Neural Comput Appl*, vol. 34, no. 22, pp. 19441–19452, Nov. 2022, doi: 10.1007/s00521-022-07509-6.
- [32] G. C. Habek, M. A. Toçoğlu, and A. Onan, “Bi-Directional CNN-RNN Architecture with Group-Wise Enhancement and Attention Mechanisms for Cryptocurrency Sentiment Analysis,” *Applied Artificial Intelligence*, vol. 36, no. 1, 2022, doi: 10.1080/08839514.2022.2145641.
- [33] A. Mardjo and C. Choksuchat, “HyVADRF: Hybrid VADER-Random Forest and GWO for Bitcoin Tweet Sentiment Analysis,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 101889–101897, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3209662.
- [34] J. V. Critien, A. Gatt, and J. Ellul, “Bitcoin price change and trend prediction through twitter sentiment and data volume,” *Financial Innovation*, vol. 8, no. 1, Dec. 2022, doi: 10.1186/s40854-022-00352-7.
- [35] Z. Ye, Y. Wu, H. Chen, Y. Pan, and Q. Jiang, “A Stacking Ensemble Deep Learning Model for Bitcoin Price Prediction Using Twitter Comments on Bitcoin,” *Mathematics*, vol. 10, no. 8, Apr. 2022, doi: 10.3390/math10081307.
- [36] C. W. Su, Y. Xi, R. Tao, and M. Umar, “CAN BITCOIN BE A SAFE HAVEN IN FEAR SENTIMENT?,” *Technological and Economic Development of Economy*, vol. 28, no. 2, Jan. 2022, doi: 10.3846/tede.2022.15502.
- [37] E. Loginova, W. K. Tsang, G. van Heijningen, L. P. Kerkhove, and D. F. Benoit, “Forecasting directional bitcoin price returns using aspect-based sentiment analysis on online text data,” *Mach Learn*, vol. 113, no. 7, pp. 4761–4784, Jul. 2024, doi: 10.1007/s10994-021-06095-3.
- [38] Anamika, M. Chakraborty, and S. Subramaniam, “Does Sentiment Impact Cryptocurrency?,” *Journal of Behavioral Finance*, vol. 24, no. 2, pp. 202–218, 2023, doi: 10.1080/15427560.2021.1950723.
- [39] M. Yasir *et al.*, “Deep-learning-assisted business intelligence model for cryptocurrency forecasting using social media sentiment,” *Journal of Enterprise Information Management*, vol. 36, no. 3, pp. 718–733, Apr. 2023, doi: 10.1108/JEIM-02-2020-0077.
- [40] C. Chen, L. Liu, and N. Zhao, “Fear Sentiment, Uncertainty, and Bitcoin Price Dynamics: The Case of COVID-19,” *Emerging Markets Finance and Trade*, vol. 56, no. 10, pp. 2298–2309, Aug. 2020, doi: 10.1080/1540496X.2020.1787150.
- [41] S. K. Oad Rajput, I. A. Soomro, and N. A. Soomro, “Bitcoin Sentiment Index, Bitcoin Performance and US Dollar Exchange Rate,” *Journal of Behavioral Finance*, vol. 23, no. 2, pp. 150–165, 2022, doi: 10.1080/15427560.2020.1864735.
- [42] Z. Keskin and T. Aste, “Information-theoretic measures for nonlinear causality detection: Application to social media sentiment and cryptocurrency prices: Non-linear causality detection,” *R Soc Open Sci*, vol. 7, no. 9, Sep. 2020, doi: 10.1098/rsos.200863.
- [43] F. Caviggioli, L. Lamberti, P. Landoni, and P. Meola, “Technology adoption news and corporate reputation: sentiment analysis about the introduction of Bitcoin,” *Journal of Product and Brand Management*, vol. 29, no. 7, pp. 877–897, Oct. 2020, doi: 10.1108/JPBM-03-2018-1774.
- [44] M. A. Naeem, I. Mbarki, M. T. Suleman, X. V. Vo, and S. J. H. Shahzad, “Does Twitter Happiness Sentiment predict cryptocurrency?,” *International Review of Finance*, vol. 21, no. 4, pp. 1529–1538, Dec. 2021, doi: 10.1111/irfi.12339.
- [45] T. Pano and R. Kashef, “A complete vader-based sentiment analysis of bitcoin (BTC) tweets during the ERA of COVID-19,” *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 4, no. 4, pp. 1–17, 2020, doi: 10.3390/bdcc4040033