

SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW: METODE DAN TEKNIK PERAMALAN CRYPTOCURRENCY

Daru Setiawan*, Tri Wijayanti Septiarini, Heri Kurniawan

Program Studi Matematika FST, Universitas Terbuka, Tangerang Selatan, Banten

*Penulis korespondensi: 042150266@ecampus.ut.ac.id

ABSTRAK

Cryptocurrency, sejak diperkenalkan oleh Bitcoin pada tahun 2009 dan berkembang pesat dengan munculnya berbagai mata uang digital dan teknologi terkait seperti Ethereum, Litecoin, dan DeFi, telah menjadi topik penting dalam dunia keuangan digital. Pasar *cryptocurrency* sangat dinamis dan rentan terhadap volatilitas harga menuntut perlunya peramalan harga yang akurat untuk pengambilan keputusan finansial yang lebih baik. Penelitian ini mengkaji perkembangan metode dan teknik peramalan harga *cryptocurrency* melalui pendekatan *Systematic Literature Review* (SLR). Dengan volatilitas pasar *cryptocurrency* yang tinggi dan sifatnya yang dinamis, metode peramalan yang akurat menjadi penting untuk mendukung pengambilan keputusan finansial yang lebih baik. Penelitian ini mengumpulkan 133 artikel dari sumber yang terindeks Scopus (Q1-Q4) antara tahun 2017–2024, yang mencakup pendekatan seperti pembelajaran statistik, pembelajaran mesin, pembelajaran mendalam, analisis sentimen, model *hybrid*, dan teknik optimasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode pembelajaran mendalam, terutama *long short-term memory* (LSTM), menjadi pilihan utama karena kemampuannya menangkap pola temporal dan non-linear. Model *hybrid*, seperti CNN-LSTM, juga menonjol dalam meningkatkan akurasi prediksi. Selain itu, analisis sentimen dari media sosial dan berita memberikan wawasan tambahan dalam memprediksi pergerakan pasar. Metrik evaluasi seperti RMSE, MAE, dan F1-Score digunakan secara luas untuk menilai kinerja model. Meskipun demikian, tantangan signifikan seperti volatilitas harga, keberadaan *noise* dalam data, serta keterbatasan komputasi tetap menjadi hambatan. Penelitian ini memberikan wawasan bagi akademisi dan praktisi untuk memilih metode yang sesuai serta menawarkan arah bagi penelitian masa depan untuk mengembangkan pendekatan yang lebih efisien dan robust dalam menghadapi sifat pasar *cryptocurrency* yang kompleks.

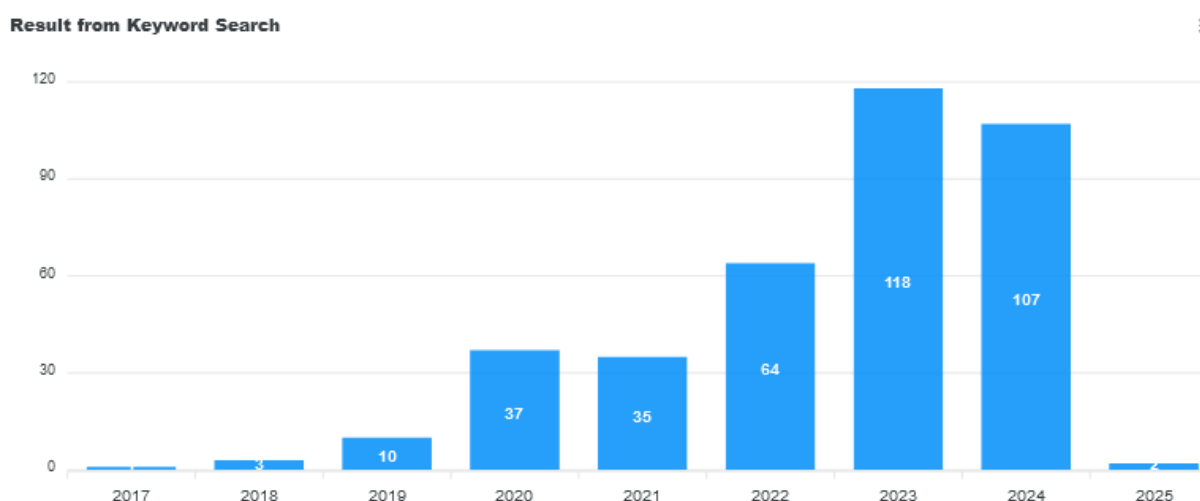
Kata Kunci: *Cryptocurrency, Deep Learning, Machine Learning, Peramalan Harga, Systematic Literature Review (SLR)*

1 PENDAHULUAN

Cryptocurrency, sejak diperkenalkan melalui Bitcoin pada tahun 2009, telah menjadi inovasi besar dalam dunia keuangan digital di abad ke-21, menawarkan sistem terdesentralisasi berbasis *blockchain* yang memberikan keamanan, anonimitas, dan kebebasan finansial (Nakamoto, 2008). Perkembangan *cryptocurrency* dan inovasinya, seperti Bitcoin, Ethereum, berbagai altcoin lainnya, kontrak pintar dan penerapan teknologi *blockchain* dalam DeFi dan NFT yang pesat, baik dari segi kapitalisasi pasar maupun jumlah aset digital, telah menarik perhatian investor, peneliti, dan regulator, meskipun tantangan utama seperti volatilitas harga yang tinggi dan ketidakpastian pasar tetap menjadi hambatan signifikan (Garcia et al., 2014, Tapscott & Tapscott, 2016; Antonopoulos, 2017). Oleh karena itu, pengembangan metode dan teknik peramalan *cryptocurrency* menjadi bidang yang krusial untuk dikembangkan, mulai dari analisis teknikal, analisis fundamental, model statistik klasik dan modern hingga algoritma berbasis *machine learning* (Box et al., 2015; Goodfellow et al., 2016; Jang & Lee, 2017;

Livieris et al., 2020), meskipun tingkat akurasi dan efektivitas metode-metode ini masih menjadi perdebatan di kalangan praktisi dan peneliti (Campbell, 2020; Smith et al., 2021).

Meskipun kemajuan signifikan telah dicapai, tantangan utama dalam peramalan *cryptocurrency* tetap ada. Faktor eksternal seperti peraturan pemerintah, serangan siber, dan perubahan sentimen pasar dapat menyebabkan fluktuasi harga yang tajam, membuat peramalan menjadi lebih sulit dan tidak pasti (Fry & Cheah, 2016). Dalam beberapa kasus, analisis sentimen berbasis media sosial dan berita menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam meningkatkan akurasi prediksi (Bollen et al., 2011). Integrasi metode statistik dan komputasi memberikan prediksi yang lebih andal dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih informasional (Chen et al., 2020; Livieris et al., 2020).



Gambar 1. Grafik Perkembangan Penelitian Metode dan Teknik Peramalan *Cryptocurrency*

Karena semakin banyak dan berkembangnya penelitian metode dan teknik peramalan *cryptocurrency* (sesuai gambar 1 grafik kenaikan jumlah publikasi scopus terkait metode dan teknik peramalan *cryptocurrency*), maka penulis mendapatkan opsi membuat sebuah penelitian dengan metode *systematic literature review* (SLR), dengan pengumpulan data dari penelitian terdahulu lalu diolah dengan analisis deskriptif dan dirangkum. Salah satu alasan mengapa SLR menjadi metode yang begitu populer adalah karena memungkinkan tinjauan pustaka yang transparan di mana kualitas dan keluasan hasil dapat dinilai dan proses yang transparan di mana peneliti lain dapat mengikuti proses yang sama (Priharsari, 2022). Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk memberikan pemahaman tentang metode dan teknik peramalan yang saat ini diterapkan di bidang prediksi dan analisis pasar *criptocurrency*. Penelitian ini membantu para peneliti, analis investasi, dan pelaku pasar untuk memilih metode yang tepat dalam memprediksi pergerakan harga *cryptocurrency* sehingga mereka dapat mengambil keputusan keuangan yang lebih baik berdasarkan saran yang diberikan oleh metode dan teknik peramalan yang dipilih.

2 METODE

2.1 Systematic Literature Review (SLR)

Systematic literature review (SLR) adalah metode kajian pustaka yang dirancang untuk meningkatkan objektivitas dan mengurangi bias dalam penelitian dengan melakukan pengumpulan, analisis, dan sintesis literatur secara sistematis dan terstruktur (Hannah, 2019; Priharsari, 2022). SLR menyediakan prosedur yang jelas dalam proses pencarian literatur,

pengembangan kriteria seleksi, serta penilaian kualitas studi yang dipilih, yang bertujuan untuk menghasilkan bukti yang lebih kokoh dan transparan (Shaffril et al., 2021; Pradana et al., 2023).

Dalam penerapannya, SLR memungkinkan dilakukannya analisis secara kuantitatif, seperti meta-analisis, yang menggunakan data statistik dari penelitian terdahulu untuk menghasilkan kesimpulan yang lebih luas. Namun, pendekatan ini terbatas pada penelitian dengan data statistik dan kurang cocok untuk penelitian kualitatif (Priharsari, 2022). Alternatif lain adalah qualitative SLR, yang memungkinkan analisis data kualitatif secara mendalam untuk mendapatkan wawasan yang lebih kaya dari studi yang tidak berbasis angka (Hannah, 2019).

SLR digunakan di berbagai bidang ilmu, seperti kesehatan, ilmu sosial, dan bisnis, karena metode ini membantu mengidentifikasi celah penelitian, memberikan pemahaman komprehensif, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis bukti (Paul et al., 2021; Shaffril et al., 2021; Pradana et al., 2023). Pendekatan ini memastikan bahwa hasil studi pustaka dapat diandalkan dan dapat digunakan untuk dasar penelitian lebih lanjut atau pengembangan teori (Snyder, 2019; Felizardo, 2020).

2.2 Langkah-Langkah SLR

2.2.1 Merancang Kriteria Inklusi dan Eksklusi

Kriteria inklusi dan eksklusi Menetapkan kriteria yang jelas untuk penelitian yang akan disertakan atau dikeluarkan, untuk memastikan relevansi hasil yang diperoleh sesuai dengan tujuan penelitian (Dekkers, 2022).

2.2.2 Pengembangan Protokol

Pengembangan protokol dalam proses SLR mencakup pembuatan pedoman yang meliputi pertanyaan penelitian, kriteria seleksi, strategi pencarian, serta prosedur penilaian kualitas dan sintesis data untuk memastikan konsistensi, transparansi, dan kemampuan audit. Protokol ini juga mengatur tujuan, metode, dan kriteria seleksi yang membantu menjaga replikasi proses. Pedoman seperti PRISMA (*preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses*) atau SPAR-4-SLR sering digunakan untuk memberikan panduan yang sistematis dan terdokumentasi pada setiap tahap SLR (Xiao, 2019; Felizardo, 2020; Shaffril, 2021; Paul et al., 2021).

2.2.3 Merumuskan Pertanyaan Penelitian

Menentukan dan merumuskan pertanyaan penelitian adalah langkah awal penting dalam kajian literatur sistematis, di mana kerangka seperti PICO (*population, intervention, comparison, outcome*) atau PICo (*population, interest, context*) sering digunakan untuk memperjelas fokus dan membatasi ruang lingkup kajian (Purssell, 2020; Booth, 2021). Formulasi pertanyaan yang spesifik dan jelas akan memandu pencarian informasi yang relevan dan menjadi dasar dalam menetapkan kriteria inklusi serta eksklusi literatur yang ditinjau (Shaffril, 2021; Pradana, 2023).

2.2.4 Pencarian Literatur

Proses ini dilakukan secara komprehensif dengan memanfaatkan berbagai basis data akademis, seperti Scopus, PubMed, dan Web of Science, serta literatur abu-abu seperti laporan dan disertasi, untuk mendapatkan cakupan yang luas. Strategi pencarian melibatkan penggunaan kata kunci yang disusun secara strategis serta logika pencarian Boolean untuk memastikan semua studi yang relevan dapat terjaring. Proses ini mencakup metode manual dan otomatis serta berfokus pada literatur yang memenuhi kriteria inklusi yang ditetapkan untuk mendukung penelitian yang valid dan menyeluruh (Snyder, 2019; Xiao, 2019; Booth, 2021; Shaffril, 2021; Dekkers et al., 2022).

2.2.5 Proses Seleksi Studi

Proses seleksi studi dalam SLR melibatkan beberapa tahap penting untuk memastikan literatur yang dipilih relevan dan berkualitas tinggi. Tahap awal adalah skrining, di mana studi disaring berdasarkan judul dan abstrak sesuai dengan kriteria inklusi dan eksklusi yang telah ditentukan (Felizardo, 2020; Booth, 2021). Setelah itu, dilakukan peninjauan penuh teks untuk memastikan kecocokan studi dengan pertanyaan penelitian (Purssell & McCrae, 2020). Manajemen referensi dan perangkat lunak seperti EndNote atau Mendeley sering digunakan untuk mengelola proses ini, membantu memilih studi yang relevan serta mengeliminasi yang berkualitas rendah atau tidak relevan (Pradana, 2023; Paul, 2021).

2.2.6 Penilaian Kualitas Studi

Penilaian kualitas studi dilakukan menggunakan berbagai alat untuk memastikan validitas metodologis dari studi yang disertakan dalam penelitian. Alat-alat yang umum digunakan mencakup AMSTAR, GRADE, CASP, PRISMA, dan cochrane *risk of bias*, yang disesuaikan dengan kebutuhan penilaian studi kuantitatif maupun kualitatif. Penggunaan alat ini bertujuan memastikan hanya studi yang valid dan reliabel dimasukkan dalam tinjauan literatur sistematis (Booth, 2021; Purssell & McCrae, 2020; Paul, 2021; Pradana, 2023).

2.2.7 Ekstraksi Data

Ekstraksi data adalah proses pengumpulan informasi dari studi terpilih, termasuk metodologi, hasil penelitian, dan data relevan lainnya, dengan menggunakan format atau template standar untuk menjaga konsistensi. Langkah ini bertujuan untuk memastikan data penting seperti metode, hasil, dan temuan utama dari setiap studi tercatat dengan baik, yang membantu dalam analisis lebih lanjut (Xiao, 2019; Shaffril, 2021).

2.2.8 Sintesis Data

Sintesa data melibatkan penggabungan hasil dari literatur yang telah dievaluasi melalui pendekatan kualitatif, seperti analisis tematik, atau kuantitatif, seperti meta-analisis, untuk mengidentifikasi pola, perbedaan, atau hubungan dalam literatur (Felizardo, 2020; Purssell, 2020; Dekkers, 2022). Pendekatan ini digunakan untuk menganalisis dan menyatukan data dari studi yang disaring, dengan metode yang disesuaikan berdasarkan jenis dan tujuan data, baik itu melalui sintesis tematik untuk data kualitatif atau meta-analisis untuk data kuantitatif (Purssell, 2020; Booth et al., 2021; Paul, 2021). Selanjutnya, temuan yang dihasilkan diinterpretasikan guna menjawab pertanyaan penelitian, menarik kesimpulan, serta mengidentifikasi celah penelitian yang belum terjawab (Shaffril, 2021).

2.2.9 Pelaporan Temuan

Pelaporan temuan dalam SLR bertujuan menyusun laporan yang merangkum metode, hasil, interpretasi, serta implikasi dari temuan dengan transparansi untuk mendukung reproduksibilitas. Langkah ini dilakukan sesuai panduan seperti PRISMA, yang mencakup penyajian ringkas dan terstruktur mengenai proses, hasil, dan rekomendasi penelitian (Xiao, 2019; Purssell, 2020; Pradana, 2023; Paul, 2021).

2.2.10 Pembaruan SLR

Pembaharuan SLR perlu dilakukan secara berkala untuk memastikan relevansi hasil penelitian dengan perkembangan literatur terbaru dalam topik yang sama, terutama jika bidang kajian tersebut terus berkembang (Shaffril, 2021; Pradana, 2023).

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Merancang Kriteria Inklusi dan Eksklusi

Kriteria inklusi untuk topik ini meliputi literatur yang membahas metode dan teknik dalam peramalan *cryptocurrency*, khususnya metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya. Literatur yang relevan mencakup penelitian dari jurnal terindeks, konferensi internasional, atau buku teks standar di bidang peramalan *cryptocurrency*. Sebagai eksklusi, studi yang hanya membahas aspek peramalan tanpa keterkaitan dengan *cryptocurrency* akan dikeluarkan.

Tabel 1. Kriteria Inklusi dan Eksklusi

Inklusi	Topik Utama: artikel yang membahas metode dan teknik dalam peramalan <i>cryptocurrency</i> .
	Jenis Publikasi: artikel penelitian, ulasan (<i>review</i>), buku teks akademik, atau makalah konferensi terkait analisis algoritma. Sumber dari jurnal bereputasi, konferensi ilmiah (misalnya, ACM, IEEE, atau Springer), atau publikasi pendidikan.
	Bahasa: artikel ditulis dalam bahasa Inggris atau bahasa yang relevan (jika dapat diterjemahkan).
	Tahun Publikasi: artikel yang diterbitkan dalam 5-7 tahun terakhir (kecuali untuk sumber fundamental atau seminal).
	Konteks Studi: fokus pada metode (misalnya <i>machine learning</i> dan statistik) atau teknologi (misalnya <i>blockchain</i> atau <i>big data</i>) dalam peramalan <i>cryptocurrency</i> .
	Metodologi yang Jelas: artikel yang menjelaskan metode dan teknik dalam peramalan <i>cryptocurrency</i> secara rinci.
	Keterkaitan Praktis: artikel yang membahas penerapan metode dan teknik dalam peramalan <i>cryptocurrency</i> , khususnya metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya.
Eksklusi	Topik Tidak Relevan: artikel yang tidak membahas metode dan teknik dalam peramalan <i>cryptocurrency</i> , seperti artikel terkait metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya tanpa keterkaitan dengan peramalan <i>cryptocurrency</i> .
	Jenis Publikasi: blog, opini non-akademik, atau publikasi tanpa tinjauan sejawat (<i>peer-reviewed</i>). Artikel populer tanpa basis ilmiah yang kuat (misalnya, dari website tidak terverifikasi).
	Bahasa: artikel dalam bahasa yang tidak dapat diakses atau diterjemahkan dengan mudah.
	Tahun Publikasi: artikel yang terlalu lama (lebih dari 10 tahun) kecuali merupakan karya seminal atau klasik dalam bidang ini.
	Metodologi Tidak Jelas: artikel yang hanya menyebutkan metode dan teknik dalam peramalan <i>cryptocurrency</i> tanpa memberikan penjelasan rinci atau tanpa mendiskusikan hasilnya.
	Fokus Teknologi Lain: artikel yang hanya membahas aspek teknologi tanpa menyentuh teori atau implementasi peramalan <i>cryptocurrency</i> .
	Kajian Praktis Minimal: artikel yang hanya memberikan teori dasar tanpa menyertakan penerapan dalam konteks peramalan <i>cryptocurrency</i> .

3.2 Pengembangan Protokol

Protokol penelitian mencakup rumusan tujuan untuk mengidentifikasi peran metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya dalam mendukung pemahaman dan analisis peramalan *cryptocurrency*, melibatkan penyusunan dokumen yang mengacu pada panduan seperti PRISMA atau SPAR-4-SLR untuk menjaga transparansi dan akurasi. Pertanyaan penelitian, misalnya, "Apa saja metode dan teknologi terbaru dalam peramalan harga *cryptocurrency*?", kriteria seleksi berdasarkan topik, kualitas, dan relevansi, strategi pencarian strategi pencarian (dengan kata kunci seperti "*techniques methods cryptocurrency forecasting*", "*techniques methods cryptocurrency prediction*", "*techniques cryptocurrency forecasting*" atau "*methods cryptocurrency forecasting*") akan diatur secara sistematis, serta penggunaan basis data seperti Scopus, IEEE Xplore, SpringerLink, dan Google Scholar.

3.3 Merumuskan Pertanyaan Penelitian

Pertanyaan penelitian berfungsi sebagai panduan penting dalam memastikan bahwa penelitian tetap fokus dan selaras dengan tujuannya, membantu menentukan ruang lingkup, metodologi, dan pendekatan analitis penelitian (Creswell, 2014). Hal ini dirancang berdasarkan *population, intervention, comparison, outcomes, context* (PICOC) (Walther, M., & Herold, D, 2007). Berikut adalah tampilan dari PICOC dalam penelitian ini.

Tabel 2. Keterangan PICOC

<i>Population</i>	Metode dan teknik peramalan <i>cryptocurrency</i> yang dianalisis berdasarkan performanya untuk menyelesaikan masalah peramalan <i>cryptocurrency</i> .
<i>Intervention</i>	Menggunakan metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya untuk menyelesaikan masalah peramalan <i>cryptocurrency</i> .
<i>Comparison</i>	Perbandingan antar metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya menggunakan metrik untuk menentukan performa relatif mereka.
<i>Outcomes</i>	Hasilnya adalah pemahaman yang lebih baik tentang metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya, terutama terkait dengan peramalan <i>cryptocurrency</i> .
<i>Context</i>	Dalam studi analisis metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya, dengan fokus pada skenario peramalan <i>cryptocurrency</i> di mana skalabilitas dan performansi sangat penting.

Selanjutnya pada tabel 3 akan dijelaskan pertanyaan penelitian yang dibahas dalam tinjauan literatur.

Tabel 3. Pertanyaan Penelitian

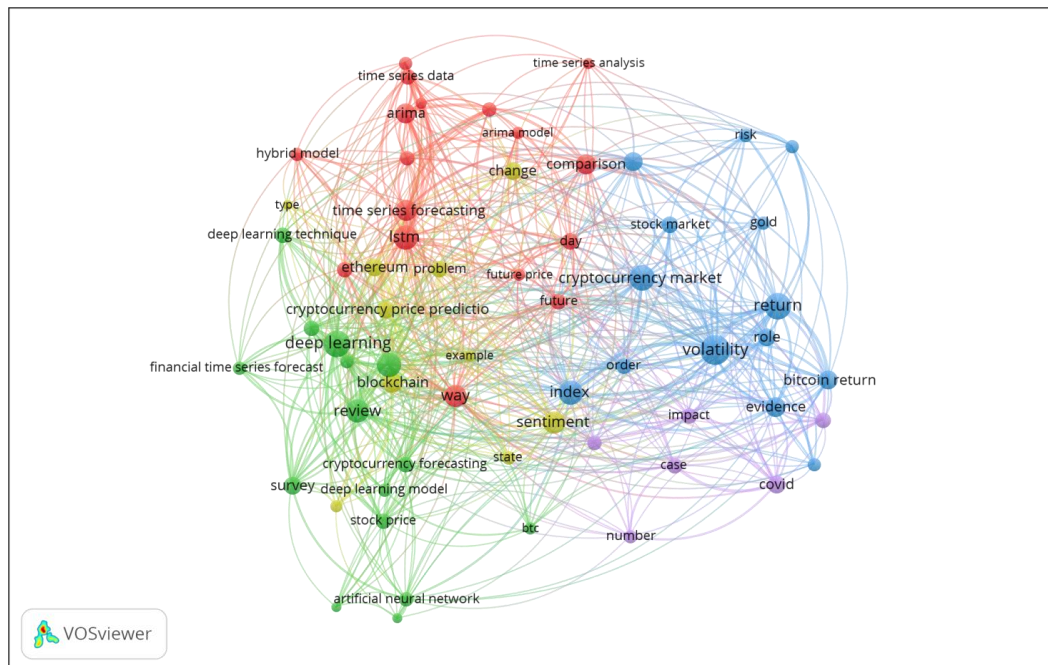
ID	Pertanyaan
RQ1	Bagaimana metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya dapat digunakan untuk menggambarkan peramalan <i>cryptocurrency</i> secara baik ?
RQ2	Apa peran metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya dalam membandingkan performansi peramalan <i>cryptocurrency</i> ?
RQ3	Seberapa akurat metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya dalam meramal <i>cryptocurrency</i> pada skala waktu ?
RQ4	Bagaimana metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya berbeda dalam mendeskripsikan batas peramalan <i>cryptocurrency</i> ?
RQ5	Apa tantangan utama dalam menerapkan metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya dalam peramalan <i>cryptocurrency</i> ?

RQ6	Bagaimana metode dan teknik statistik, komputasi atau teknik lainnya dapat membantu dalam peramalan <i>cryptocurrency</i> yang optimal untuk kasus penggunaan dunia nyata?
RQ7	Apakah ada batasan dalam menggunakan peramalan <i>cryptocurrency</i> untuk meramal <i>cryptocurrency</i> ?

3.4 Pencarian Literatur

Proses pencarian referensi dalam penelitian ini dilakukan melalui aplikasi Publist Or Perish untuk mendapatkan 1000 bibliografi referensi dari google scholar. Oleh karena itu, kata kunci yang digunakan dalam pencarian: "*techniques methods cryptocurrency forecasting prediction*". Pemakaian tanda kutip dua pada pencarian supaya hasil pencarian menampilkan kata kunci secara lengkap dan tidak terpisah. Hal ini bertujuan untuk mendapatkan hasil pencarian yang tidak terpisah. Dengan bantuan VOSviewer, diketahui keterkaitan antara kata kunci yang ditemukan dalam 1000 bibliografi tersebut seperti pada gambar berikut.

3.5 Proses Seleksi Studi



Gambar 2. Keterkaitan Kata Kunci *Method and Techniques Cryptocurrency Forecase*

Pengelolaan referensi menggunakan perangkat lunak seperti Mendeley dan Zotero untuk mengeliminasi duplikasi. Studi awal diseleksi berdasarkan judul dan abstrak, kemudian disaring lebih lanjut melalui tinjauan penuh teks. Hanya studi yang relevan dengan pembahasan tentang metode dan teknik peramalan *cryptocurrency* yang akan dipertahankan.

Penelusuran literatur dilakukan dengan bantuan aplikasi Watase UAE dengan memasukkan API key mesin pencari Scopus. Pemilihan mesin pencari tersebut dimaksudkan agar diperoleh literatur ilmiah yang memiliki reputasi terindeks Scopus Q1, Q2, Q3 dan Q4. Penelusuran literatur tersebut menghasilkan 377 (tiga ratus tujuh puluh tujuh) referensi yang judulnya sesuai dengan kriteria kata kunci yang dimasukkan dalam query. Dari 431 (empat ratus tiga puluh satu) artikel tersebut, terdapat 197 (seratus sembilan puluh tujuh) duplikasi record, 2 (dua) tidak memenuhi syarat artikel antara tahun 2019-2024 dan 17 (tujuh) artikel yang dikeluarkan karena tidak masuk ke dalam Tier Scopus (Q1, Q2, Q3 dan Q4) sehingga menyisakan 161 (seratus enam puluh satu) artikel untuk proses penyaringan.

3.6 Penilaian Kualitas Studi

No	Title	Year	Count	Cit	Journal Rank	Int	Link
1	An innovative method for short-term forecasting of blockchain cryptocurrency price, <i>Applied Mathematical Modelling</i>	2025	1	0	Q1	✓	View
2	Bitcoin volatility forecasting: a comparative analysis of conventional econometric models with deep learning models, <i>International Journal of Electrical and Computer Engineering</i>	2025	1	0	Q2	✓	View
3	A comparative analysis of Silverkite and Inter-dependent deep learning models for bitcoin price prediction, <i>Frontiers In Blockchain</i>	2024	1	0		✓	View
4	A COMPREHENSIVE COMPARATIVE STUDY OF MACHINE LEARNING MODELS FOR PREDICTING CRYPTOCURRENCY, <i>Facta Universitatis, Series: Electronics and Energetics</i>	2024	1	0		✓	View
5	A decision support system using signals from social media and news to predict cryptocurrency prices, <i>Decision Support Systems</i>	2024	1	3	Q1	✓	View
6	A survey on uncertainty quantification in deep learning for financial time series prediction, <i>Neurocomputing</i>	2024	1	2	Q1	✓	View
7	An Adaptive Multimodal Learning Model for Financial Market Price Prediction, <i>IEEE Access</i>	2024	5	0	Q1	✓	View
8	An Empirical Examination of Bitcoin's Hailing Effects: Assessing Cryptocurrency Sustainability within the Landscape of Financial Technologies, <i>Journal of Risk and Financial Management</i>	2024	1	1		✓	View
9	An Improved Machine Learning-Driven Framework for Cryptocurrencies Price Prediction with Sentimental Cautioning, <i>IEEE Access</i>	2024	1	2	Q1	✓	View
10	Attention-based CNN-LSTM for high-frequency multiple cryptocurrency trend prediction, <i>Expert Systems with Applications</i>	2024	1	11	Q1	✓	View
11	Behavioral biases of cryptocurrency investors: a prospect theory model to explain cryptocurrency returns, <i>Review of Behavioral Finance</i>	2024	1	1	Q2	✓	View
12	Bitcoin price forecasting using hybrid genetic algorithm, <i>Mathematics and Computational Sciences</i>	2024	1	0		✓	View
13	Blockchain-based deep learning in IoT, healthcare and cryptocurrency price prediction: a comprehensive review, <i>International Journal of Quality and Reliability Management</i>	2024	1	1	Q2	✓	View
14	Centralized decomposition approach in LSTM for Bitcoin price prediction, <i>Expert Systems with Applications</i>	2024	1	9	Q1	✓	View
15	Combining Volatility Forecasts of Duration-Dependent Markov-Switching Models, <i>Journal of Forecasting</i>	2024	1	0	Q2	✓	View
16	Cryptocurrency trend forecast using technical analysis and trading with randomness-preserving, <i>Computers and Electrical Engineering</i>	2024	7	0	Q1	✓	View
17	Empirical Forecasting Analysis of Bitcoin Prices: A Comparison of Machine Learning, Deep Learning, and Ensemble Learning Models, <i>International Journal of Electrical and Computer Engineering Systems</i>	2024	6	3	Q4	✓	View
18	Empowering global ethereum price prediction with EtherVoyant: a state-of-the-art time series forecasting model, <i>Neural Computing and Applications</i>	2024	1	1	Q1	✓	View
19	Enhanced Bitcoin Price Direction Forecasting With DQN, <i>IEEE Access</i>	2024	1	4	Q1	✓	View
20	Enhancing Stock Market Prediction Using Gradient Boosting Neural Network: A Hybrid Approach, <i>Computational Economics</i>	2024	1	0	Q2	✓	View
21	EVALUATING THE PERFORMANCE OF BITCOIN PRICE FORECASTING USING MACHINE LEARNING TECHNIQUES ON HISTORICAL DATA, <i>Informatyka, Automatyzacja, Pomiar w Gospodarce i Ochronie Srodowiska</i>	2024	1	0		✓	View
22	Exploring Key Properties and Predicting Price Movements of Cryptocurrency Market Using Social Network Analysis, <i>IEEE Access</i>	2024	1	0	Q1	✓	View
23	Feature selection with annealing for forecasting financial time series, <i>Financial Innovation</i>	2024	5	0	Q1	✓	View
24	Forecasting Bitcoin prices using artificial intelligence: Combination of ML, SARIMA, and Facebook Prophet models, <i>Technological Forecasting and Social Change</i>	2024	6	20	Q1	✓	View
25	Forecasting Bitcoin Volatility and Value-at-Risk Using Stacking Machine Learning Models With Intraday Data, <i>Computational Economics</i>	2024	6	0	Q2	✓	View
26	Forecasting cryptocurrencies' price with the financial stress index: a graph neural network prediction strategy, <i>Applied Economics Letters</i>	2024	1	3	Q3	✓	View
27	Forecasting cryptocurrency returns using classical statistical and deep learning techniques, <i>International Journal of Information Management Data Insights</i>	2024	2	0		✓	View
28	Forecasting of cryptocurrencies: Mapping trends, influential sources, and research themes, <i>Journal of Forecasting</i>	2024	1	2	Q2	✓	View
29	From Prediction to Profit: A Comprehensive Review of Cryptocurrency Trading Strategies and Price Forecasting Techniques, <i>IEEE Access</i>	2024	5	1	Q1	✓	View
30	Fuzzy Clustering Algorithm for Trend Prediction of The Digital Currency Market, <i>Salud, Ciencia y Tecnología - Serie de Conferencias</i>	2024	1	0		✓	View
31	Hybrid Deep Learning Model Integrating Attention Mechanism for the Accurate Prediction and Forecasting of the Cryptocurrency Market, <i>Operations Research Forum</i>	2024	1	0		✓	View
32	Hybrid metaheuristic algorithm methods and econometric models in prediction of dogecoin price, <i>Journal of Modelling in Management</i>	2024	1	0	Q2	✓	View
33	Interpretable multi-horizon time series forecasting of cryptocurrencies by leverage temporal fusion transformer, <i>Heliyon</i>	2024	1	0	Q1	✓	View
34	Machine learning Ethereum cryptocurrency prediction and knowledge-based investment strategies, <i>Knowledge-Based Systems</i>	2024	1	1	Q1	✓	View
35	Machine learning-based ransomware classification of Bitcoin transactions, <i>Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences</i>	2024	1	6	Q1	✓	View
36	Navigating XRP Volatility: A Deep Learning Perspective on Technical Indicators, <i>International Journal of Advanced Computer Science and Applications</i>	2024	1	0	Q3	✓	View
37	Next step for bitcoin: Confluence of technical indicators and machine learning, <i>Journal of International Studies</i>	2024	6	0	Q2	✓	View

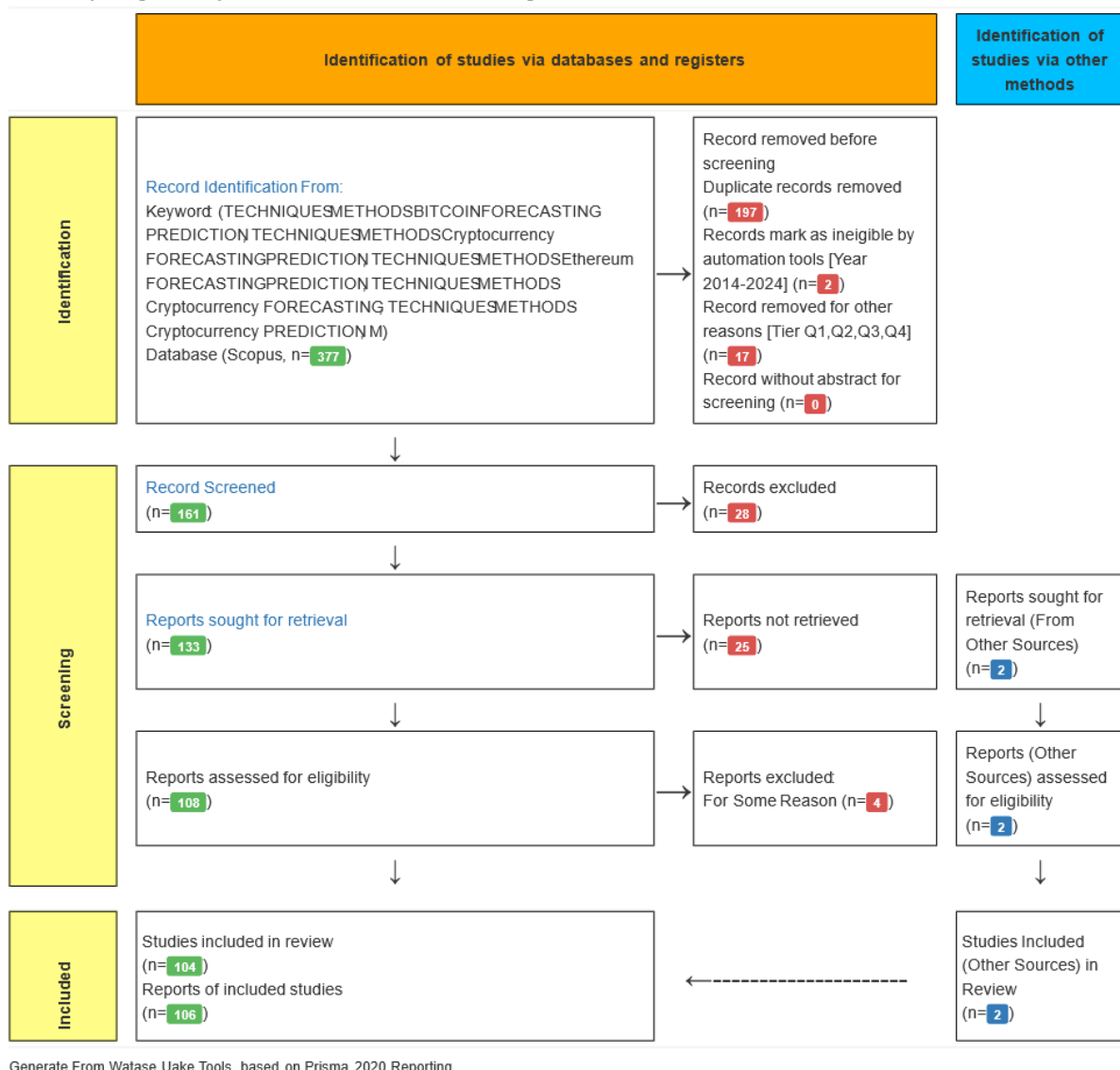
Gambar 3. Daftar Artikel Penelitian yang Memenuhi Kriteria

Kualitas literatur dinilai menggunakan alat seperti CASP untuk studi kualitatif atau AMSTAR untuk studi tinjauan lain. Studi dengan metodologi yang kurang jelas atau temuan yang tidak didukung bukti kuat akan dikeluarkan untuk menjaga validitas hasil SLR.

Proses penyaringan dimulai dengan 161 (seratus enam puluh satu) artikel, terdapat 28 (dua puluh delapan) artikel yang dikecualikan karena pemeriksaan abstrak yang tidak menunjukkan adanya kaitan metode dan teknik peramalan *cryptocurrency* sehingga menyisakan 133 (seratus tiga puluh tiga) artikel yang bisa diambil artikelnya, tanpa adanya artikel tambahan dari sumber lain. Dengan demikian diperoleh 133 (seratus tiga puluh tiga) artikel yang dapat digunakan yang memenuhi kriteria dari tahun 2017 – 2024 dan masuk ke dalam Tier Scopus Q1, Q2, Q3 dan Q4.

Akhirnya didapatkan 133 (seratus tiga puluh tiga) artikel yang memenuhi kriteria dari tahun 2017 – 2024 dan masuk ke dalam Tier Scopus Q1, Q2, Q3 dan Q4, yang akan diekstraksi datanya.

Prisma Reporting : Techniques And Methods In Stock Forecasting And Prediction



Gambar 5. Laporan PRISMA Bersumber dari WATASE

3.7 Ekstraksi Data

Data yang akan diekstraksi mencakup: penulis, tahun, judul, jurnal, metode dan teknik peramalan yang digunakan, metrik performansi dan evaluasi, hasil dan kesimpulan.

3.7.1 Klasifikasi Metode dan Teknik Peramalan yang terdapat dalam Artikel Penelitian

Tabel 3. Klasifikasi Metode dan Teknik

Klasifikasi Metode dan Teknik			Jumlah Artikel
Statistical Learning dan Econometrics	ARIMA		12
		SARIMA	5
	Linear Regression		8
	Markov-Switching Models		2
	Regression Trees(RT)		2

	Double Exponential Smoothing, Decision Trees, Supervised Learning Approach using Regression Models, Ridge Regression, Hidden Markov Models, Markov Chains, Bivariate Normal Inverse Gaussian distribution for VaR estimation, Gaussian Poisson Regressions (GPR), Jarque-Bera Test for Statistical Analysis, Moving Average dan Exponential Smoothing, Self-Exciting Threshold Autoregressive Model (SETAR), Fractional Cointegration Techniques, FCVAR Framework, DCC(1,1)-GARCH(1,1), Economic Feature Engineering Techniques, Cointegration Methods, Trend Modeling, LPPLS Model, EtherVoyant (ARIMA dan SARIMA), Deep State Space Model (DeCrypt)		23
Machine Learning	Random Forest		11
	Support Vector Machines (SVM)		17
	Support Vector Regressions (SVR)		6
	Gradient Boosting		3
		XGBoost	8
	K-Nearest Neighbor (K-NN)		2
	Ensemble Learning		5
	Incremental learning algorithm, Evolving granular fuzzy-rule-based model, Recursive Least Squares algorithm, fuzzy-rule model, Maximum likelihood and parameter estimation, Ensemble-averaging method, Multi-Layer Perceptron (MLP), Ensemble of regression trees, One-to-one and one-to-rest classification methods, Stochastic Gradient Boosting Machine (SGBM), Extreme Learning Machine (ELM), Random Forest Regression, JSO-ELMAE model, NAR-SVR hybrid model, FS-SHAP algorithm, Extra Trees regression, Extremely Randomized Trees, Random Forest Regression, Classification with various ML models, Stacking machine learning models, Generalized Regression Neural Networks (GRNN), Gradient Boosting Neural Network (GBNN), Dynamic Time Warping (DTW), Indexation Dynamic Time Warping (IDTW), Bagging strategy, Stacking ensemble method		25
Deep Learning	Long Short-Term Memory (LSTM)		54
		BiLSTM	2
	Gated Recurrent Unit (GRU)		15
	Neural Network	Artificial Neural Networks (ANN)	4
		Recurrent Neural Network(RNN)	10
		Convolutional Neural Networks (CNN)	15
		Deep Recurrent Convolutional Neural Networks (DRCNN)	2
		Feedforward Neural Network (FFNN)	4
		Bayesian Regularization Neural Networks (BRNN)	2

	Deep Neural Decision Trees (DNDT), Advanced Deep Learning Models, Multilayer Perceptron (MLP) Neural Network Model, LSTM Recurrent Neural Network (LSTM-RNN), Weighted Attentive Memory Channels, Stacked Denoising Autoencoders (SDAE), Back Propagation Neural Network (BPNN), LSTM-resCNN Model, Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping), Temporal Fusion Transformer (TFT), DeepAR, Deep Q-Network (DQN), Graph Neural Network (GNN), Graph Convolution Network (GCN), Stacked Long Short Term Memory (LSTM)	31
Hybrid Models	Kombinasi metode seperti IDTW dan Dynamic Time Warping (DTW)-Kombinasi fuzzy-rule model, Genetic Algorithm (GA)-Gradient Boosting Tree model untuk prediksi berbasis sentimen-Gradient Boosting, K-Nearest Neighbor (K-NN)-Logistic Regression, Random Forest, XGBoost-Ensemble averaging menggunakan teknik Deep Learning-CNN, LSTM, GRU, BiLSTMLinear Regression, Multilayer Perceptron, LSTM-Linear Regression, Multilayer Perceptron, LSTM-Analisis data Twitter, k-means clustering, dan SVM-Stochastic Neural Network, Regression Trees, LSTM-Support Vector Machines (SVM) dengan data dinamis-CNN-LSTM untuk prediksi cryptocurrency-Stochastic Gradient Boosting Machine (SGBM), Random Forests (RF)-Kombinasi LSTM dan GRU-Stacked Denoising Autoencoders (SDAE)-SARIMAX dengan model deep learning-Bayesian Neural Network, LSTM, SVR-Particle Swarm Optimization (PSO) untuk LSTM-Sentiment analysis with word list, CNN-Stacking Ensemble Model with LSTM and GRU-PROMETHEE II, ARIMA, LSTM, Random Forest Regression-CNN and GRU hybrid model-Genetic Algorithm (GA), Artificial Neural Networks (ANN)-Bi-directional Gated Recurrent Unit (GRU), Sentiment analysis using Twitter and Reddit feeds-XGBoost, Data mining techniques-Time-series modeling using Fbprophet, Cross-validation-Random Neural Network (RNN), Backpropagation configuration	63
Sentiment Analysis	Twitter Sentiment Analysis, Sentiment Analysis with Reddit and LexisNexis, Sentiment Enriched Time Series Forecasting with LSTM, Sentiment Analysis using VADER, Bi-directional GRU, Sentiment Analysis with BERT, Concept-based News Representation, Sentiment Analysis Using Twitter and Reddit Feeds	19
Optimization Techniques	Particle Swarm Optimization (PSO)	2
	Genetic Algorithms	9
	Levenberg-Marquardt, Scaled Conjugate Gradient, Jellyfish Search Optimization (JSO), Elitist Artificial Electric Field Algorithm (eAEFA), Enhanced PSO with XGBoost for hyperparameter tuning, MULTIMOORA optimization, Powell-Beale method, Resilient backpropagation (RPROP), Newton-Raphson method, Bisection method, Imposition of box-constraint	10

Transformasi dan Analisis Frekuensi	Fast Wavelet Transform (FWT), Variational Modal Decomposition (VMD) method, Completed Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise (CEEMDAN), Dynamic Time Warping (DTW), Indexation Dynamic Time Warping (IDTW)	4
-------------------------------------	---	---

Dari data pada gambar, dapat disimpulkan bahwa pendekatan berbasis *deep learning* mendominasi penelitian prediksi harga *cryptocurrency*, terutama model *long short-term memory* (LSTM) yang digunakan dalam 53 artikel karena kemampuannya menangkap hubungan temporal dalam data *time-series*. Selain itu, model hibrida seperti CNN-LSTM dan LSTM-GRU juga cukup populer (24 artikel), menunjukkan preferensi terhadap kombinasi metode untuk meningkatkan akurasi prediksi. Pada kategori *machine learning*, algoritma *support vector machines* (SVM) dan *random forest* banyak digunakan, masing-masing dengan 17 dan 11 artikel, mencerminkan kemampuan mereka dalam menangani data kompleks. Metode statistik tradisional seperti ARIMA dan SARIMA masih relevan (17 artikel) sebagai *baseline* atau untuk prediksi jangka pendek. *Sentiment analysis* dari media sosial dan berita muncul sebagai pelengkap penting dengan 19 artikel, sementara teknik optimasi seperti *genetic algorithms* (9 artikel) digunakan untuk meningkatkan performa model. Transformasi data seperti *wavelet transform* dan *variational modal decomposition* (4 artikel) juga menunjukkan pentingnya *preprocessing* dalam menghadapi volatilitas data *cryptocurrency*.

3.7.2 Klasifikasi Metrik Performansi dan Evaluasi

Tabel 4. Klasifikasi Metrik Performansi

Klasifikasi Metrik Performansi		Jumlah Artikel
Classification Metrics	Accuracy (ACC)	19
	Recall (Sensitivity)	15
	Precision	14
	F1-Score	14
	Area under the ROC curve (AUC-ROC)	5
	Area Under the Curve (AUC)	2
	Matthews Correlation Coefficient (MCC)	2
	Geometric Mean (GM), Specificity (Spe), True Negative (TN), True Positive (TP)	4
Regression Metrics	Root Mean Square Error (RMSE)	68
	Mean Absolute Error (MAE)	59
	Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	42
	Mean Square Error (MSE)	30
	Coefficient of Determination (R^2)	15
	Symmetric Mean Absolute Percentage Error (SMAPE)	4
	Normalized Mean Squared Error (NMSE)	2
	Normalized RMSE (NRMSE)	2
	Directional Accuracy (DA)	2

	Prediction of Change in Direction (POCID), Mean Absolute Deviation (MAD), Mean Forecast Error (MFE), Relative Squared Error (RRSE), Relative Absolute Error (RAE), Mean Absolute Scaled Error (MASE), Root Mean Square Error (RMSRE), Root Mean Squared Percentage Error (RMSPE), Mean Squared Percentage Error (MSPE), Mean Relative Squared Error (MRSE), Mean Relative Error (MRE), Mean Absolute Relative Error (MARE), out-of-sample R^2 against historical averages (R^2 OS-HA), relative Root Mean Square Error (rRMSE), The Pearson correlation coefficient (R), Durbin-Watson Test for Serial Correlation, Explained Variance Score (EVS), Hurst's Exponent, Kolmogorov Complexity, Lempel-Ziv Complexity, Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE), Quantile Loss (QL), Realized Volatility (RV) and Absolute Volatility (AbsVol), Sample Entropy.	24
Financial Metrics	(VaR) Value at Risk	5
	Sharpe Ratio (SR)	5
	Maximum Drawdown (MDD)	3
	Expected Shortfall (ES)	2
	Cumulative Terurns, Average Return, Number of Transactions (NT), (RoR) rate of return, Excess Return (ER), (C-VaR) Conditional Value at Risk, Absolute Volatility (AbsVol), Realized Volatility (RV)	8

Berdasarkan data metrik yang digunakan dalam penelitian kuartal Q1-Q4 dari Scopus, terlihat bahwa penelitian lebih banyak berfokus pada metrik regresi dibandingkan klasifikasi. Untuk metrik regresi, *root mean square error* (RMSE) menjadi yang paling dominan digunakan sebanyak 68 kali, diikuti oleh *mean absolute error* (MAE) sebanyak 59 kali, dan *mean absolute percentage error* (MAPE) sebanyak 42 kali. Hal ini menunjukkan perhatian yang besar pada evaluasi akurasi prediksi numerik serta sensitivitas terhadap *error* besar. Dalam klasifikasi, metrik seperti *accuracy* (ACC) digunakan sebanyak 19 kali, diikuti oleh *recall* (15 kali), *precision* (14 kali), dan *F1-Score* (14 kali), yang menunjukkan penekanan pada keseimbangan antara prediksi benar secara keseluruhan dan *trade-off* antara *precision* dan *recall*. Sementara itu, metrik keuangan seperti *value at risk* (VaR), *sharpe ratio* (SR), dan *maximum drawdown* (MDD) hanya digunakan sebanyak 5 kali, mengindikasikan bahwa fokus penelitian lebih terpusat pada prediksi nilai dibandingkan evaluasi risiko atau performa finansial. Selain itu, metrik yang lebih kompleks seperti Durbin-Watson Test atau Hurst's Exponent jarang digunakan, menyoroti preferensi terhadap metrik yang lebih umum dan mudah diinterpretasikan.

3.8 Sintesis Data

Penelitian prediksi harga *cryptocurrency* didominasi oleh metode *deep learning*, terutama *long short-term memory* (LSTM), sering dikombinasikan dengan model *hybrid* seperti CNN atau GRU untuk menangkap pola non-linear dan meningkatkan akurasi. Integrasi analisis sentimen dari data non-tradisional, seperti media sosial, melengkapi data harga historis dalam prediksi, sementara metode tradisional seperti ARIMA tetap relevan sebagai pelengkap analisis tren dasar. Teknik optimasi, seperti algoritma genetik dan *particle swarm optimization* (PSO), memperkuat performa model melalui *tuning* parameter. Evaluasi model menggunakan metrik seperti RMSE, MAE, *accuracy*, F1-Score, serta metrik berbasis risiko seperti VaR dan ES,

mencerminkan kebutuhan pendekatan komprehensif dalam menangani volatilitas pasar. Penelitian mendatang dapat mengeksplorasi metrik baru, seperti Hurst's Exponent dan Entropy, untuk mengukur sifat stokastik data, sehingga menghasilkan wawasan lebih holistik bagi prediksi dan dampaknya pada investasi.

3.8.1 Sintesis Data Metode Penelitian dan Metrik Performansi

Tabel 5. Sintesis Data Metode Penelitian dan Metrik Performansi

Metode dan Teknik Peramalan		Metrik Performansi
Statistical Learning dan Econometrics	ARIMA	(CR), (C-VaR), (MAE), (MAPE), (MASE), (MDD), (MSE), (R^2), (RAE), (RMSE), (RRSE), (SMAPE), (SR), (VaR)
	SARIMA	(ACC), (F1), (MAE), (MAPE), (MCC), (MSE), (P), (R^2), (Rec), (RMSE)
	Linear Regression	(ACC), (MAE), (MAPE), (MSE), (R^2), (RMSE), (rRMSE), (TU)
	Markov-Switching Models	(ES), (VaR)
	Regression Trees (RT)	(ns), (RMSE)
	Double Exponential Smoothing, Decision Trees, Supervised Learning Approach using Regression Models, Ridge Regression, Hidden Markov Models, Markov Chains, Bivariate Normal Inverse Gaussian distribution for VaR estimation, Gaussian Poisson Regressions (GPR), Jarque-Bera Test for Statistical Analysis, Moving Average dan Exponential Smoothing, Self-Exciting Threshold Autoregressive Model (SETAR), Fractional Cointegration Techniques, FCVAR Framework, DCC(1,1)-GARCH(1,1), Cointegration Methods, Trend Modeling, LPPLS Model, EtherVoyant (ARIMA dan SARIMA), Change Point Detection (CPD) technique	(ACC), (AUC-ROC), (DW), (ES), (F1), (GM), (MAD), (MAE), (MAPE), (MSE), (ns), (P), (R^2 OS-HA), (R^2), (Rec), (RMSE), (Spe), (TU), (TVM), (VaR)
Machine Learning	Random Forest	(AbsVol), (ACC), (AUC-ROC), (DA), (F1), (MAE), (MAPE), (MCC), (NMSE), (P), (Q), (R^2), (Rec), (RMSE), (RV), (TN), (TP), (TU), (VaR)
	Support Vector Machines (SVM)	(AbsVol), (ACC), (AUC-ROC), (F1), (MAE), (MAPE), (MCC), (MSE), (P), (Q), (R^2), (Rec), (RMSE), (RV), (TU), (VaR)

	Support Vector Regressions (SVR)	(DA), (MAE), (MAPE), (MSE), (ns), (RMSE)
	Gradient Boosting	(MAE), (R ²), (RMSE)
	XGBoost	(ACC), (AUC-ROC), (F1), (MAE), (MAPE), (MSE), (MSE), (P), (R ²), (Rec), (RMSE)
	K-Nearest Neighbor (K-NN)	(ns), (RMSE)
	Ensemble Learning	(ACC), (AUC-ROC), (F1), (MAE), (MAPE), (MSE), (P), (R ²), (Rec), (RMSE)
	Incremental learning algorithm, Evolving granular fuzzy-rule-based model, Recursive Least Squares algorithm, fuzzy-rule model, Maximum likelihood and parameter estimation, Ensemble-averaging method, Multi-Layer Perceptron (MLP), Ensemble of regression trees, One-to-one and one-to-rest classification methods, Stochastic Gradient Boosting Machine (SGBM), Extreme Learning Machine (ELM), Random Forest Regression, JSO-ELMAE model, NAR-SVR hybrid model, FS-SHAP algorithm, Extra Trees regression, Extremely Randomized Trees, Random Forest Regression, Classification with various ML models, Stacking machine learning models, Generalized Regression Neural Networks (GRNN), Gradient Boosting Neural Network (GBNN), Dynamic Time Warping (DTW), Indexation Dynamic Time Warping (IDTW), Bagging strategy, Stacking ensemble method	(AbsVol), (ACC), (AR), (AUC), (AUC-ROC), (C-VaR), (F1), (MAE), (MAE), (MAPE), (MASE), (MSE), (MSE), (NRMSE), (Q), (R), (R ²), (RAE), (Rec), (RMSE), (RMSE), (RRSE), (RV), (SMAPE), (SR), (VaR), (VaR)
Deep Learning	Long Short-Term Memory (LSTM)	(AbsVol), (ACC), (AUC-ROC), (CEI), (CR), (C-VaR), (DA), (ER), (F1), (GM), (MAE), (MAPE), (MDD), (MRSE), (MSE), (MSPE), (NMSE), (NT), (P), (Q), (QL), (R ²), (Rec), (RMSE), (RMSPE), (RMSRE), (RoR), (rRMSE), (RV), (SMAPE), (Spe), (Spe), (SR), (VaR)
	BiLSTM	(MAE), (MSE), (R ²), (RMSE)

	Gated Recurrent Unit (GRU)		(CEI), (EVS), (F1), (MAE), (MAPE), (MSE), (P), (QL), (R ²), (Rec), (RMSE), (SMAPE)
	Neural Network	Artificial Neural Networks (ANN)	(AbsVol), (ACC), (AUC-ROC), (F1), (MAE), (MAPE), (MSE), (P), (Q), (Rec), (RMSE), (RV), (VaR)
		Recurrent Neural Network(RNN)	(ACC), (AUC-ROC), (F1), (GM), (MAE), (MAPE), (MARE), (MSE), (P), (R ²), (Rec), (RMSE), (Spe)
		Convolutional Neural Networks (CNN)	(ACC), (AUC-ROC), (ER), (F1), (GM), (MAE), (MAPE), (MDD), (MRSE), (MSE), (MSPE), (NT), (P), (R ²), (Rec), (RMSE), (RMSPE), (RMSRE), (Spe), (SR)
		Deep Recurrent Convolutional Neural Networks (DRCNN)	(ACC), (MAPE), (MSE), (RMSE)
		Feedforward Neural Network (FFNN)	(MAE), (MAPE), (MFE), (ns), (RMSE)
		Bayesian Regularization Neural Networks (BRNN)	(MAE), (MAPE), (ns), (RMSE)
	Deep Neural Decision Trees (DNDT), Advanced Deep Learning Models, Multilayer Perceptron (MLP) Neural Network Model, LSTM Recurrent Neural Network (LSTM-RNN), Weighted Attentive Memory Channels, Stacked Denoising Autoencoders (SDAE), Back Propagation Neural Network (BPNN), LSTM-resCNN Model, Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping), Temporal Fusion Transformer (TFT), DeepAR, Deep Q-Network (DQN), Graph Neural Network (GNN), Graph Convolution Network (GCN), Stacked Long Short Term Memory (LSTM)		(ACC), (ADE-TFT), (ARV), (AUC), (AUC-ROC), (DA), (EVS), (F1), (GM), (MAE), (MAPE), (MCC), (MDD), (MSE), (NMSE), (NRMSE), (ns), (NSE), (P), (QL), (R), (R ²), (Rec), (RMSE), (RoR), (rRMSE), (SMAPE), (Spe), (SR), (t), (TU)
Analisis Sentimen	Twitter Sentiment Analysis, Sentiment Analysis with Reddit and LexisNexis, Sentiment Enriched Time Series Forecasting with LSTM, Sentiment Analysis using VADER, Bi-directional GRU, Sentiment Analysis with BERT, Concept-based News Representation,		(ACC), (AUC), (CR), (F1), (MAE), (MAPE), (MDD), (MSE), (P), (QL), (R ²), (Rec), (RMSE), (SMAPE), (SR)

	Sentiment Analysis Using Twitter and Reddit Feeds	
Optimasi	Particle Swarm Optimization (PSO)	(MAE), (MSE), (RMSE)
	Genetic Algorithms	(ACC), (ARV), (DA), (EVS), (MAE), (MAPE), (MSE), (NMSE), (NSE), (P), (POCID), (R ²), (Rec), (RMSE), (t), (TU)
	Levenberg-Marquardt, Scaled Conjugate Gradient, Jellyfish Search Optimization (JSO), Elitist Artificial Electric Field Algorithm (eAEFA), Enhanced PSO with XGBoost for hyperparameter tuning, MULTIMOORA optimization, Powell-Beale method, Resilient backpropagation (RPROP), Newton-Raphson method, Bisection method, Imposition of box-constraint, Sparrow Search Algorithm (SSA)	(ACC), (AUC-ROC), (ES), (F1), (MAE), (MAPE), (MARE), (MFE), (MRSE), (MSE), (MSPE), (NRMSE), (P), (POCID), (R), (R ²), (Rec), (RMSE), (RMSPE), (RMSRE), (SMAPE), (TU), (VaR)
Transformasi dan Analisis Frekuensi	Fast Wavelet Transform (FWT), Variational Modal Decomposition (VMD) method, Completed Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise (CEEMDAN), Dynamic Time Warping (DTW), Indexation Dynamic Time Warping (IDTW)	(MAE), (NRMSE), (R ²), (RMSE), (SMAPE)
Hybrid Models	Hybrid CNN-LSTM model for time series, LSTM-GRU Hybrid, Stacking Ensemble Model with LSTM and GRU, LSTM-ResCNN Model, Gradient Boosting Neural Network (GBNN) with SARIMA, Hybrid LSTM and GRU with social network sentiment analysis, LSTM with time-varying parameters, CNN and BiLSTM, CEEMDAN dan VMD, NAR-SVR Hybrid Model	(AbsVol), (ACC), (ADE-TFT), (AR), (AUC), (AUC-ROC), (CEI), (CR), (C-VaR), (DA), (ER), (EVS), (F1), (GM), (MAE), (MAPE), (MARE), (MCC), (MDD), (MRSE), (MSE), (MSPE), (NMSE), (NT), (P), (Q), (QL), (R ²), (Rec), (RMSE), (RMSPE), (RMSRE), (rRMSE), (RV), (SMAPE), (Spe), (SR), (VaR)
(AUC)=Area Under the Curve, (AUC-ROC)=Area under the ROC curve, (C-VaR)=Conditional Value at Risk, (DA)=Directional Accuracy, (MAE)=Mean Absolute Error, (MAPE)=Mean Absolute Percentage Error, (MARE)=Mean Absolute Relative Error, (MCC)=Matthews Correlation Coefficient, (MRSE)=Mean Relative Squared Error, (MSE)=Mean Square Error, (MSPE)=Mean Squared Percentage Error, (NMSE)=Normalized Mean Squared Error, (RMSE)=Root Mean Square Error, (RMSPE)=Root Mean Squared Percentage Error, (RMSRE)=Root Mean Square Error, (rRMSE)=relative Root Mean Square Error, (SMAPE)=Symmetric Mean Absolute Percentage Error, (VaR)=Value at Risk, (CEI)=A Comprehensive Evaluation Index to assess the prediction performance of the proposed model, which includes metrics such as SSE, SST, RMSE, MAE, T1, DPC, and MDPC, (AbsVol)=Absolute Volatility, (ACC)=Accuracy, (AR)=Average Return, (CR)=Cumulative Returns, (ER)=Excess Return,		

(EVS)=Explained Variance Score, (F1)=F1-Score, (GM)=Geometric Mean, (MDD)=Maximum Drawdown, (NT)=Number of Transactions, (P)=Precision, (Q)=QLIKE, (QL)=Quantile Loss, (RV)=Realized Volatility, (Sen)=Recall, (SR)=Sharpe Ratio, (Spe)=Specificity, (ADE-TFT)=the ADE-TFT model, (NSE)=Nash-Sutcliffe coefficient of Efficiency, (R)=The Pearson correlation coefficient, (R²)=Coefficient of Determination, (TU)=Theil's U²

Hasil analisis berbagai metode peramalan dan metrik performansi diklasifikasikan menjadi metode statistik, pembelajaran mesin, pembelajaran mendalam, analisis lanjutan, optimasi, dan model *hybrid*. Metode statistik seperti ARIMA, SARIMA, dan regresi linear digunakan untuk analisis sederhana atau sebagai *baseline* dengan metrik seperti MAE, MAPE, RMSE, dan *hurst's exponent*. Pembelajaran mesin, termasuk *random forest*, SVM, dan *gradient boosting*, lebih efektif untuk data kompleks menggunakan metrik seperti AUC-ROC dan R². Metode pembelajaran mendalam seperti LSTM, CNN, dan GRU sangat cocok untuk data besar dengan pola kompleks, sering dievaluasi menggunakan MAE, RMSE, dan AUC-ROC. Analisis lanjutan mencakup *sentiment analysis* dan teknik domain frekuensi, sementara optimasi melibatkan algoritma seperti PSO dan Levenberg-Marquardt untuk *tuning* parameter. Model *hybrid*, seperti CNN-LSTM, menggabungkan keunggulan beberapa pendekatan untuk menangani data deret waktu yang kompleks. Pemilihan metode tergantung pada jenis data dan tujuan analisis, dengan rekomendasi menggunakan metode statistik untuk pola sederhana, pembelajaran mesin atau mendalam untuk data kompleks, dan model *hybrid* untuk meningkatkan performa jika diperlukan.

3.9 Pelaporan Temuan

3.9.1 Perkembangan Metode dan Teknik dalam Peramalan Harga *Cryptocurrency*

Penelitian prediksi harga *cryptocurrency* saat ini didominasi oleh penggunaan metode *deep learning*, terutama *long short-term memory* (LSTM), yang sering dikombinasikan dengan model *hybrid* seperti CNN atau GRU untuk menangkap pola non-linear dan meningkatkan akurasi prediksi. Selain data harga historis, analisis sentimen dari data non-tradisional seperti media sosial semakin sering diintegrasikan untuk memberikan wawasan tambahan mengenai dinamika pasar. Sementara itu, metode statistik seperti ARIMA tetap relevan sebagai *baseline* atau untuk analisis tren dasar. Teknik optimasi, seperti algoritma genetika dan *particle swarm optimization* (PSO), memainkan peran penting dalam *tuning* parameter model guna meningkatkan performa. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik seperti RMSE, MAE, Accuracy, dan F1-Score, serta metrik berbasis risiko seperti *value at risk* (VaR) dan *expected shortfall* (ES), mencerminkan pendekatan komprehensif dalam menangani volatilitas pasar *cryptocurrency*.

Berdasarkan kompleksitas data, metode yang digunakan bervariasi. Metode statistik seperti ARIMA dan regresi linear cocok untuk data sederhana, sedangkan pembelajaran mesin seperti *random forest*, SVM, dan *gradient boosting* lebih efektif untuk data yang kompleks. Untuk data besar dengan pola yang rumit, pembelajaran mendalam seperti LSTM, CNN, dan GRU lebih unggul, sering dievaluasi dengan metrik seperti MAE, RMSE, dan AUC-ROC. Model *hybrid*, seperti CNN-LSTM, menggabungkan keunggulan beberapa pendekatan untuk meningkatkan performa dalam menangani data deret waktu yang kompleks. Di sisi lain, penelitian lanjutan melibatkan teknik seperti analisis sentimen dan domain frekuensi untuk menambah kedalaman analisis.

3.9.2 Tantangan dalam Penerapan Metode Peramalan

Salah satu tantangan utama adalah volatilitas pasar *cryptocurrency* yang tinggi, yang membuat pola harga sulit diprediksi dengan akurasi tinggi. Kompleksitas data, seperti keberadaan *noise* dan sifat stokastik, menambah kesulitan dalam mengembangkan model yang andal. Selain itu, integrasi data non-tradisional, seperti sentimen media sosial, membutuhkan teknik *pre-processing* yang canggih untuk memastikan data tersebut relevan dan bebas dari bias. Keterbatasan daya komputasi dan waktu pelatihan yang lama juga menjadi hambatan, terutama pada model pembelajaran mendalam yang membutuhkan sumber daya besar.

3.9.3 Pengaruh Metode dan Teknik terhadap Hasil Peramalan

Pemilihan metode dan teknik yang tepat sangat memengaruhi hasil peramalan. Metode seperti LSTM unggul dalam mendeteksi pola kompleks, menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode tradisional. Teknik *hybrid*, seperti CNN-LSTM, mampu meningkatkan performa model dengan menangkap karakteristik spasial dan temporal data secara bersamaan. Sementara itu, optimasi parameter menggunakan PSO atau algoritma genetik dapat meningkatkan kinerja model secara signifikan. Namun, metode yang terlalu kompleks dapat mengalami *overfitting* jika tidak dirancang dengan baik, yang pada akhirnya menurunkan generalisasi model.

3.9.4 Rekomendasi untuk Penelitian Selanjutnya

Ke depan, penelitian dapat mengeksplorasi penggunaan metrik baru seperti *Hurst's exponent* dan *entropy* untuk memahami sifat stokastik data *cryptocurrency*. Pendekatan ini diharapkan memberikan wawasan yang lebih holistik, tidak hanya dalam meningkatkan akurasi prediksi, tetapi juga dalam memahami dampaknya terhadap keputusan investasi di pasar yang sangat volatil ini.

3.10 Pembaruan SLR

Penelitian mendatang dapat fokus pada eksplorasi metrik baru, seperti *Hurst's exponent* dan *entropy*, untuk memahami sifat stokastik data *cryptocurrency*. Selain itu, mengembangkan metode yang lebih tahan terhadap volatilitas pasar, misalnya dengan pendekatan probabilistik atau *robust optimization*, dapat menjadi arah penelitian yang menjanjikan. Penelitian juga dapat mengintegrasikan lebih banyak sumber data non-tradisional, seperti berita atau forum diskusi *online*, dengan menggunakan *natural language processing* (NLP) yang lebih canggih. Terakhir, pengembangan model yang lebih efisien secara komputasi, seperti *lightweight deep learning*, penting untuk memfasilitasi aplikasi di lingkungan dengan keterbatasan sumber daya.

4 KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode peramalan *cryptocurrency* terus berkembang dengan dominasi penggunaan pendekatan berbasis pembelajaran mendalam (*deep learning*), terutama model *long short-term memory* (LSTM) yang mampu menangkap pola non-linear dan temporal dalam data deret waktu *cryptocurrency*. Selain itu, model *hybrid*, seperti kombinasi CNN-LSTM atau LSTM-GRU, menunjukkan potensi besar dalam meningkatkan akurasi prediksi melalui integrasi kekuatan beberapa pendekatan. Sementara itu, analisis sentimen dari media sosial dan sumber berita semakin relevan dalam memberikan wawasan tambahan mengenai dinamika pasar. Namun, tantangan signifikan seperti volatilitas harga yang tinggi, keberadaan *noise*, serta keterbatasan daya komputasi masih menjadi hambatan dalam pengembangan model peramalan yang andal.

Hasil penelitian ini memberikan panduan bagi para peneliti, analis pasar, dan pelaku investasi untuk memilih metode dan teknik peramalan yang sesuai dengan kebutuhan spesifik mereka.

Dengan pemahaman tentang keunggulan dan keterbatasan berbagai metode, pengguna dapat membuat keputusan berbasis data yang lebih tepat, terutama dalam menghadapi sifat pasar *cryptocurrency* yang sangat volatil. Selain itu, integrasi analisis sentimen dengan metode prediksi tradisional dapat memperkaya proses pengambilan keputusan dengan menambahkan dimensi informasi dari data non-tradisional.

Penelitian mendatang diharapkan dapat mengeksplorasi metrik baru, seperti *Hurst's exponent* dan *entropy*, untuk menggambarkan sifat stokastik dan kompleksitas data *cryptocurrency* dengan lebih baik. Selain itu, pengembangan pendekatan yang lebih *robust*, seperti *probabilistic forecasting* atau *robust optimization*, diharapkan mampu meningkatkan daya tahan model terhadap volatilitas pasar. Penelitian lanjutan juga dapat mengintegrasikan lebih banyak data non-tradisional, seperti berita dan diskusi daring, dengan memanfaatkan teknologi *natural language processing* (NLP) yang lebih canggih. Di sisi lain, efisiensi komputasi tetap menjadi prioritas utama dalam pengembangan model untuk memastikan penerapannya dalam lingkungan dengan sumber daya terbatas.

DAFTAR PUSTAKA

- Antonopoulos, A. (2014). *Mastering Bitcoin: Unlocking Digital Cryptocurrencies*. O'Reilly Media.
- Antonopoulos, A. M. (2017). *Mastering Bitcoin: Unlocking Digital Cryptocurrencies*. O'Reilly Media.
- Booth, A., Sutton, A., & Papaioannou, D. (2021). *Systematic Approaches to a Successful Literature Review*.
- Box, G. E., & Jenkins, G. M. (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day.
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*.
- Chen, Y., et al. (2020). Forecasting Bitcoin Prices with Machine Learning: A Survey. *Journal of Computational Finance*.
- Dekkers, R., Carey, L., & Langhorne, P. (2022). *Making Literature Reviews Work: A Multidisciplinary Guide to Systematic Approaches*.
- Engle, R. (1982). Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Felizardo, K. R., & Carver, J. C. (2020). Automating Systematic Literature Review.
- Felizardo, KR, & Carver, JC (2020). Automating systematic literature review. *Contemporary empirical methods in software ...*, Springer.
- Garcia, D., Tessone, C. J., Mavrodiev, P., & Perony, N. (2014). The Role of Social Networks in Bitcoin Adoption. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 105, 13-32.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.
- Linnenluecke, MK, Marrone, M, & ... (2020). Conducting systematic literature reviews and bibliometric analyses. *Australian Journal of ...*, journals.sagepub.com.
- Malo, P., et al. (2014). Sentiment Analysis of Twitter Posts about Cryptocurrencies. *Proceedings of the 17th International Conference on Computational Science and Engineering*.
- Murphy, J. J. (1999). *Technical Analysis of the Financial Markets*. New York Institute of Finance.
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*.

- Tapscott, D., & Tapscott, A. (2016). *Blockchain Revolution: How the Technology Behind Bitcoin and Other Cryptocurrencies is Changing the World*. Penguin.
- Paul, J., Lim, W. M., O'Cass, A., Hao, A. W., & Bresciani, S. (2021). Scientific procedures and rationales for systematic literature reviews (SPAR-4-SLR). *International Journal of Consumer Studies*, 00, 1–16.
- Paul, J, Lim, WM, O'Cass, A, Hao, AW, & ... (2021). Scientific procedures and rationales for systematic literature reviews (SPAR-4-SLR). *International Journal of ...*, Wiley Online Library.
- Pradana, M., Silvianita, A., Madiawati, P. N., Calandra, D., Lanzalonga, F., & Oppioli, M. (2023). A Guidance to Systematic Literature Review to Young Researchers. *Jurnal Pengabdian Masyarakat*, Vol.6(2), 409-417.
- Pradana, Mahir & Silvianita, Anita & Madiawati, Putu & Calandra, Davide & Lanzalonga, Federico & Oppioli, Michele. (2023). A Guidance to Systematic Literature Review to Young Researchers by Telkom University and the University of Turin. To Maega : *Jurnal Pengabdian Masyarakat*. 6. 409. 10.35914/tomaega.v6i2.1915.
- Purssell, E., & McCrae, N. (2020). *How to Perform a Systematic Literature Review: A Guide for Healthcare Researchers, Practitioners, and Students*.
- Shaffril, HA Mohamed, Samsuddin, SF, & Samah, A Abu (2021). The ABC of systematic literature review: the basic methodological guidance for beginners. *Quality & Quantity*, Springer.
- Shaffril, H. A. M., Samsuddin, S. F., & Abu Samah, A. (2021). The ABC of systematic literature review: the basic methodological guidance for beginners. *Quality & Quantity*. <https://doi.org/10.1007/s11135-020-01059-6> ​;contentReference[oaicite:15]{index=15}.
- Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*.
- Xiao, Y, & Watson, M (2019). Guidance on conducting a systematic literature review. *Journal of planning education and ...*, journals.sagepub.com.
- Xiao, Y., & Watson, M. (2019). *Guidance on conducting a systematic literature review*.