

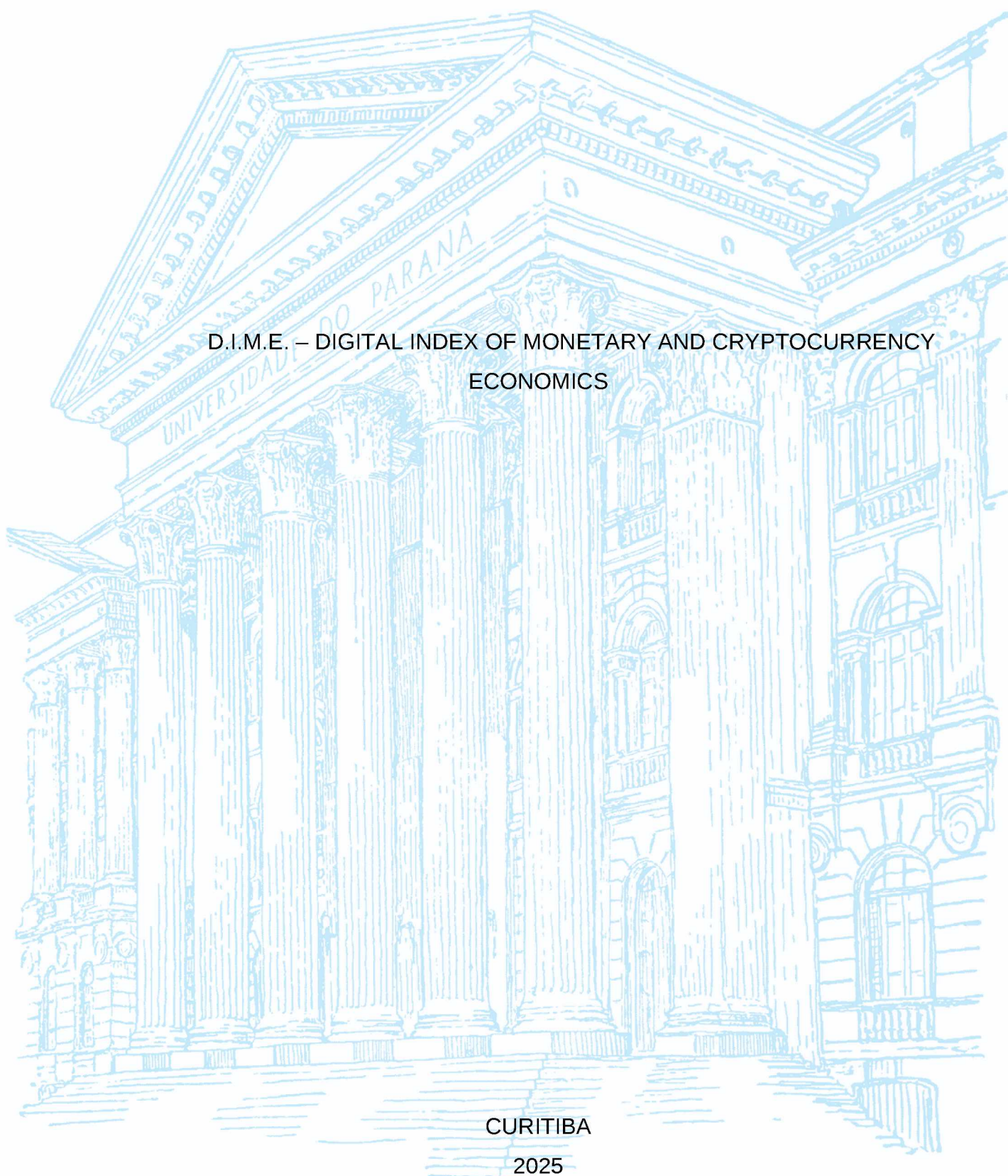
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

MARJORI NAELE MOCELIN KLINCZAK

D.I.M.E. – DIGITAL INDEX OF MONETARY AND CRYPTOCURRENCY
ECONOMICS

CURITIBA

2025



MARJORI NAIELE MOCELIN KLINCZAK

D.I.M.E. – DIGITAL INDEX OF MONETARY AND CRYPTOCURRENCY
ECONOMICS

Tese apresentada ao curso de Pós-Graduação em
Gestão da Informação Setor de Ciência e Gestão
da Informação da Universidade Federal do Paraná
(PPGGI), como requisito parcial à obtenção do
título de Doutor em Gestão da Informação.

Orientador: Prof. Dr. José Simão de Paula Pinto

Coorientador: Prof. Dr. Egon Walter Wildauer

CURITIBA

2025

DADOS INTERNACIONAIS DE CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO (CIP)
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
SISTEMA DE BIBLIOTECAS – BIBLIOTECA CIÊNCIA SOCIAIS APLICADAS

Klinczak, Marjori Naiele Mocelin

D.I.M.E. – Digital Index of Monetary and Cryptocurrency
Economics / Marjori Naiele Mocelin Klinczak – Curitiba, 2025.
1 recurso on-line : PDF.

Tese (Doutorado) – Universidade Federal do Paraná, Setor de
Ciências Sociais Aplicadas, Programa de Pós-Graduação em
Gestão da Informação.

Orientador: Prof. Dr. José Simão de Paula Pinto.

Coorientador: Prof. Dr. Egon Walter Wildauer.

1. Gestão da Informação. 2. Investimentos. 3. Administração
financeira. 4. Bitcoin. I. Pinto, José Simão de Paula. II. Wildauer,
Egon Walter. III. Universidade Federal do Paraná. Programa de
Pós-Graduação em Gestão da Informação. IV. Título.



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SETOR DE CIÊNCIAS SOCIAIS E APLICADAS
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO GESTÃO DA
INFORMAÇÃO - 40001016058P1

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação GESTÃO DA INFORMAÇÃO da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da tese de Doutorado de **MARJORI NAIELE MOCELIN KLINCZAK**, intitulada: **D.I.M.E. - DIGITAL INDEX OF MONETARY AND CRYPTOCURRENCY ECONOMICS**, sob orientação do Prof. Dr. JOSÉ SIMÃO DE PAULA PINTO, que após terem inquirido a aluna e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de doutora está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

CURITIBA, 24 de Novembro de 2025.

Assinatura Eletrônica

25/11/2025 09:00:13.0

JOSÉ SIMÃO DE PAULA PINTO

Presidente da Banca Examinadora

Assinatura Eletrônica

25/11/2025 17:25:37.0

JOSE MARCELO ALMEIDA PRADO CESTARI

Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica

25/11/2025 13:34:55.0

LUCIANO HEITOR GALLEGOS MARIN

Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica

25/11/2025 11:35:13.0

MARCIO RODRIGO SANTOS

Avaliador Externo (INSTITUTO FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica

25/11/2025 21:34:59.0

ANDREA CRISTINA MICHELUCCHI MALANGA

Avaliador Externo (UNIVERSIDADE DE SANTO AMARO)

Avenida Prefeito Lothário Meissner, 632 - CURITIBA - Paraná - Brasil

CEP 80210-170 - Tel: (41) 3360-4191 - E-mail: ppggi@ufpr.br

Documento assinado eletronicamente de acordo com o disposto na legislação federal Decreto 8539 de 08 de outubro de 2015.

Gerado e autenticado pelo SIGA-UFPR, com a seguinte identificação única: 500095

Para autenticar este documento/assinatura, acesse <https://siga.ufpr.br/siga/visitante/autenticacaoassinaturas.jsp> e insira o código 500095

Em memória de Dime, Menina Olivia e Vittorio.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar minha sincera gratidão à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro concedido, através do Código de Financiamento 001, que possibilitou a realização deste trabalho.

Aos meus orientadores, Prof. Simão e Prof. Egon, pelo apoio e pela orientação ao longo de todo o processo de construção desta tese.

A todos os membros da banca, pelas valiosas contribuições tanto na qualificação quanto na defesa: Prof. Andrea, Prof. Cestari, Prof. Cicerto, Prof. Luciano e Prof. Marcio.

Aos demais professores do Programa, e a todos os envolvidos que também contribuíram para esta jornada.

RESUMO

Os índices financeiros têm permitido que investidores façam melhores escolhas de investimentos ao longo do tempo, além de permitir o acompanhamento de um determinado setor do mercado olhando para apenas um valor, como é o caso do Ibovespa no Brasil que engloba as principais ações de empresas brasileiras. Dessa forma, tem-se como objetivo geral do trabalho a criação de um índice dinâmico (DIME), formado por diferentes criptoativos e por diferentes categorias, conforme parâmetros selecionados, que permita o acompanhamento da comercialização e valorização das criptomoedas, permitindo a gestão da informação digital e sua mineração. Como resultados tem-se a criação de um índice que engloba todas as categorias de moedas digitais recuperados da plataforma CoinGecko, e que possuem moedas com cotação em dólares americanos e disponíveis na plataforma Yahoo Finance, permitindo o acompanhamento de diferentes categorias, quando comparado com o Bitcoin, considerado *benchmark* de mercado. Dessa forma, a pesquisa é relevante e inovadora pois engloba o uso de moedas e categorias de ativos digitais que não costumam ser considerados em pesquisas acadêmicas e nos demais índices levantados, que em geral, possuem uma quantidade fixa de moedas e não abordam categorias de moedas e moedas com menor relevância no mercado, porém, que ainda assim, tem desempenhado grande crescimento e volatilidade.

Palavras-chave: Gestão da informação; índice DIME; criptomoedas.

ABSTRACT

Financial indices have enabled investors to make better investment choices over time, in addition to allowing the monitoring of a specific market sector by looking at a single value, as is the case of the Ibovespa in Brazil, which encompasses the main shares of Brazilian companies. Thus, the main objective of this work is the creation of a dynamic index (DIME), composed of different cryptoassets and different categories, according to selected parameters, which allows monitoring the trading and appreciation of cryptocurrencies, enabling digital information management and its mining. As results, we present the creation of an index that includes all categories of digital currencies retrieved from the CoinGecko platform, which have quotations in U.S. dollars and are available on the Yahoo Finance platform, allowing the monitoring of different categories when compared with Bitcoin, considered the market benchmark. Therefore, this research is relevant and innovative as it encompasses the use of digital assets and categories that are not usually considered in academic studies or in other existing indices, which generally have a fixed number of coins and do not address categories of coins or those with lower market relevance, although they have still shown significant growth and volatility.

Keywords: Information management; DIME index; cryptocurrencies.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 2.1 – CATEGORIAS NAS QUAIS AS CRIPTOMOEDAS FORAM SEGMENTADAS	24
FIGURA 2.2 – ECOSSISTEMA COM ALGUMAS SOLUÇÕES BASEADAS EM <i>BLOCKCHAIN</i>	28
FIGURA 3.1 – DIVISÃO DO PERÍODO PELO ÍNDICE CRIX	40
FIGURA 3.2 – FLUXOGRAMA DE INFRAESTRUTURA	41
FIGURA 3.3 – COMPARAÇÃO ENTRE A CURTO E LONGO PRAZO NA CONECTIVIDADE E DISTRIBUIÇÃO DO RISCO ENTRE CRIPTOMOEDAS E <i>COMMODITIES</i>	47
FIGURA 3.4 – DISTRIBUIÇÃO TEMPORAL DAS PUBLICAÇÕES — ESTADO DA ARTE	54
FIGURA 3.5 – NUVEM DE PALAVRAS COM OS TERMOS CHAVES DOS ARTIGOS LIDOS	54
FIGURA 4.1 – TOP 20 CATEGORIAS COM MAIS MOEDAS.	56
FIGURA 4.2 – COMPARAÇÃO ENTRE AS CATEGORIAS <i>SMART-CONTRACT- PLATAFORM</i> E <i>STABLECOINS</i> COM O BITCOIN NA NORMALIZAÇÃO MINMAX	59
FIGURA 4.3 – FLUXO DE ATUALIZAÇÃO DOS DADOS.	62
FIGURA 5.1 – INFORMAÇÕES GERAIS SOBRE AS CATEGORIAS	64
FIGURA 5.2 – GRÁFICO COMPARATIVO ENTRE AS CATEGORIAS <i>SMART CONTRACT PLATFORM, MADE IN USA, FIAT BACKED STABLECOINS</i> COM O BITCOIN UTILIZANDO A NORMALIZAÇÃO BASE1	66
FIGURA 5.3 – GRÁFICO COMPARATIVO ENTRE AS CATEGORIAS <i>SMART CONTRACT PLATFORM, MADE IN USA, FIAT BACKED STABLECOINS</i> COM O BITCOIN UTILIZANDO A NORMALIZAÇÃO ZSCORE	66
FIGURA 5.4 – GRÁFICO COMPARATIVO ENTRE AS CATEGORIAS <i>SMART CONTRACT PLATFORM, MADE IN USA, FIAT BACKED STABLECOINS</i> COM O BITCOIN UTILIZANDO A NORMALIZAÇÃO MINMAX	67

LISTA DE TABELAS

TABELA 2.1 – RESUMO DAS PRINCIPAIS CARACTERÍSTICAS DO <i>BLOCKCHAIN</i>	
---	--

LISTA DE QUADROS

QUADRO 2.1 – ESTATÍSTICAS DE CRIMES ASSOCIADOS A CRIPTOMOEDAS.	27
QUADRO 2.2 – COMPOSIÇÃO DOS ÍNDICES DAS CRIPTOMOEDAS	30
QUADRO 2.3 – COMPARAÇÃO ENTRE DIME E OS DEMAIS ÍNDICES	35
QUADRO 3.1 – QUANTIDADE DE TRABALHOS ENCONTRADOS, POR BASE DE PESQUISA, ANO E PALAVRA CHAVE	36
QUADRO 3.2 – SEGREGAÇÃO DOS DADOS DA PESQUISA DE ABREU ET. AL (2022).	39
QUADRO 3.3 – ESTUDOS REALIZADOS ACERCA DO RETORNO DE INVESTIMENTO EM CRIPTOMOEDAS	44
QUADRO 3.4 – DEMAIS PESQUISAS RELACIONADAS ÀS CRIPTOMOEDAS	52
QUADRO 4.1 – DADOS COLETADOS DAS MOEDAS DIGITAIS	57
QUADRO 5.1 – DADOS ESTATÍSTICOS DAS MOEDAS	64
QUADRO 5.2 – MOEDAS ‘MORTAS’ CONFORME PERÍODO SEM ATUALIZAÇÃO	69
QUADRO 5.3 – CATEGORIAS COM MAIS MOEDAS ‘MORTAS’ CONSIDERANDO- SE UM PERÍODO DE 30 DIAS	70

LISTA DE ABREVIATURAS OU SIGLAS

ADA	- Cardano
AI	- NASDAQ Artificial Intelligence Index
B3	- Brasil, Bolsa e Balcão
BCH	- Bitcoin Cash
BGCI	- Bloomberg Galaxy Crypto Index
BNB	- Binance Coin
BTC	- Bitcoin
BTS	- Bitshares
CFUC5	- CF Cryptocurrency Ultra Cap 5
DASH	- Dash
DIME	- Digital Index of Monetary and Cryptocurrency Economics
EOS	- EOS
ETH	- Ethereum
HASH11	- Hashdex Nasdaq Crypto Index Fundo de Índice
KFTX	- KBW NASDAQ Technology Index
LINK	- Chainlink
LITE	- Litecoin
LTC	- Litecoin
MONE	- Monero
NCI	- Nasdaq Crypto Index
NYSE	- <i>New York Stock Exchange</i>
PPGGI	- Programa de Pós-Graduação em Gestão da Informação
STEL	- Stella
SWOT	- Strengths, Weaknesses, Opportunities, and Threats (Análise SWOT)
TETH	- Tether
TRX	- Tronix
UFPR	- Universidade Federal do Paraná
USDT	- Tether
XLM	- Stellar
XRP	- Ripple

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	14
1.1 PROBLEMA.....	15
1.2 OBJETIVOS.....	17
1.2.1 Objetivo geral.....	17
1.2.2 Objetivos específicos.....	17
1.3 JUSTIFICATIVA.....	18
 2 REVISÃO DE LITERATURA.....	 19
2.1 BREVE HISTÓRICO SOBRE A CRIAÇÃO DA MOEDA.....	19
2.2 MOEDAS DIGITAIS.....	20
2.3 <i>BLOCKCHAIN</i>	26
2.4. INDICADORES/ ÍNDICES FINANCEIROS.....	29
2.4.1 Índices de Criptomoedas.....	30
 3 ESTADO DA ARTE.....	 36
3.1 ESTUDOS SISTEMÁTICOS.....	37
3.2 ANÁLISE DO MERCADO DE CRIPTOMOEDAS.....	38
3.3 CRIAÇÃO E LANÇAMENTO DE CRIPTOMOEDAS.....	41
3.4 RETORNO DE INVESTIMENTO.....	43
3.5 COMPARAÇÃO DAS CRIPTOMOEDAS COM ATIVOS TRADICIONAIS.....	45
3.6 PREDIÇÃO DE VALOR.....	49
3.7 VIESES COMPORTAMENTAIS.....	51
 4 METODOLOGIA.....	 55
4.1 SELEÇÃO DAS CATEGORIAS.....	55
4.2 COLETA INICIAL DOS DADOS HISTÓRICOS DAS MOEDAS.....	56
4.3 NORMALIZAÇÃO DOS DADOS.....	57
4.4 GERAÇÃO DO ÍNDICE.....	59
4.5 GERAÇÃO DO ÍNDICE DINÂMICO.....	60
4.6 ATUALIZAÇÃO DAS INFORMAÇÕES.....	61
 5 RESULTADOS.....	 63

5.1 CATEGORIAS.....	63
5.2 NORMALIZAÇÃO DOS DADOS.....	65
5.3 GERAÇÃO DO ÍNDICE DINÂMICO.....	67
5.4 MOEDAS QUE DEIXARAM DE EXISTIR.....	69
6 CONCLUSÃO.....	71
REFERÊNCIAS.....	72

1. INTRODUÇÃO

Desde a criação dos mercados financeiros em Londres ou Amsterdã, profissionais que operam nesses mercados tentam desenvolver indicadores matemáticos que ajudem a antecipar a direção do preço dos ativos, de acordo com King et al. (2024). Para Al-Mansour (2020), o mercado de criptomoedas tem recebido grande atenção da comunidade acadêmica e da mídia desde o início de 2013, devido a sua flutuação de preços, e apesar de ser relativamente jovem o número de investidores em criptomoedas têm dobrado ou triplicado em locais como EUA, Coréia e Alemanha, conforme Giliazova (2022), que ainda menciona que cerca de 12% da população russa é *cryptoholders*, o que em tradução livre seria o equivalente a comprar e manter os ativos baseados em *blockchain* por um longo período.

A tecnologia *blockchain* tem se tornado popular nos últimos anos devido a sua possibilidade de aplicação nas mais diversas áreas, pois ela possui a vantagem de ser um método descentralizado que garante que os dados se mantenham íntegros, anônimos e imutáveis (Tanwar et al., 2021). Dentro dessas aplicações pode-se citar as moedas digitais, conhecidas como criptomoedas ou moedas digitais, que também tem ganho popularidade decorrente dos valores de mercado que tem atingido (volatilidade), constantes tentativas de regulação por parte de alguns países e pela quantidade de moedas que tem surgido.

As moedas digitais são encriptadas, possuem rede *peer-to-peer* para facilitar a troca digital e são uma tecnologia criada em 2008, de acordo com DeVries (2016), propondo uma revolução digital no sistema de pagamentos digitais, além das operações poderem ser concluídas em poucos minutos, ajudando na resposta a emergências, por exemplo.

Dentre as muitas criptomoedas existentes, o Bitcoin é a mais conhecida, e também a primeira criada, propondo uma troca no sistema de pagamentos, que antes era centralizado, para descentralizado e sem lastro em nenhum banco central. Dessa forma, não existem barreiras de território nem taxas que precisam ser pagas a cada transação, e ainda permite que pessoas que não tem acesso a uma conta bancária possam fazer transações apenas tendo um aparelho celular e conexão com a internet.

Como não é uma moeda física, seu valor é gerado conforme os usuários usam do mesmo para diversas transações, tal como *trading* ou reserva de valor. Como ocorreu na Argentina, quando a população teve uma limitação nos valores que podiam ser

convertidos para dólar (Magro, 2016), com as sanções no sistema de pagamento tradicional impostas à Rússia ou com a votação do Brexit para saída da UK da União Europeia (Bovaird, 2016).

Isso ocorre pela facilidade de se fazer o câmbio, pois não é necessário ir até um agente autorizado ou pesquisar cotações, além de que os valores ainda podem ser utilizados de modo online, o que não ocorre caso se troque sua moeda por uma internacional, sendo o uso de moedas digitais uma solução mais rápida e ágil (DeVries, 2016).

Por outro lado, as moedas digitais têm tido uma imagem negativa pela mídia, onde alega-se que por serem semi-anônimas elas podem permitir a comercialização de drogas ou produtos ilegais, além da lavagem de dinheiro. Além disso, também estão sujeitas a invasão, roubo de dados e problemas decorrentes da perda de acesso quando utilizado carteiras digitais 'offline', já que não há nenhum órgão superior para lidar com problemas como esquecimento de senhas ou perda de acesso (DeVries, 2016).

1.1 PROBLEMA

De acordo com De Carvalho et al. (2016) existem índices que funcionam como indicadores para medir o desempenho de um conjunto de ações, verificando sua valorização ou desvalorização dentro de um período, e são amplamente utilizados em bolsas de valores por todo o mundo.

Referente aos índices para criptoativos, no Brasil existe o HASH11 (*Hashdex Nasdaq Crypto Index Fundo de Índice*) que replica o desempenho da carteira teórica de ativos do índice NCI (*Nasdaq Crypto Index*), composto por 7 ativos e criado em 2021, além disso, pode-se citar outros índices internacionais como BGCI (Bloomberg Galaxy Crypto Index), Bitwise 10 (Bitwise 10 CryptoIndex Fund), CCI30, CRIX, F5, HODL5, NCI (Nasdaq CryptoSettlement Price™ Index) e CFUC5. Esses índices, de forma geral, possuem um número de constituintes limitado (cerca de 10) e nem todos tem transparência quanto a sua forma de cálculo, não englobando diversas categorias de moedas e sua separação por elas, sendo que ainda não existe um índice dinâmico separado por categorias e formado por diversas moedas, mesmo as não tão populares, cujo uso pode reduzir a complexidade dentro de um cenário incerto.

Com isso, poderiam ser criados mais índices através de diferentes parâmetros de forma que as pessoas conseguissem acompanhar a valorização das criptomoedas, tal

como acontece nos jornais quando se utiliza o índice Nasdaq, Down Jones, Ibovespa, entre outros para resumir como foi a movimentação dos papéis no dia. Esse índice poderia inclusive ser composto somente por criptomoedas ou então comparar diferentes categorias ou moedas com o Bitcoin, que é considerada a principal, e que no geral, as outras moedas digitais tendem a seguir sua tendência, sendo a criação desse índice dinâmico o principal objetivo do trabalho.

Particularmente, no caso das moedas digitais, sabe-se que o Bitcoin não vai continuar se valorizando de modo infinito (Giliazova, 2022), dessa forma investidores tem procurado estratégias similares para outras moedas digitais, conhecidas como *altcoins*, que acabam representando um risco maior e muitas vezes uma maior dificuldade em acompanhar sua evolução. Essa extrema volatilidade cria um desafio para os investidores tornarem suas movimentações financeiras rentáveis.

Tem-se então como pergunta de pesquisa: **seria possível a criação de um índice dinâmico que englobasse um número maior de moedas, mostrando dados que auxiliem na decisão no momento da aquisição, de forma que o cidadão pode acompanhar a comercialização, volatilidade e valorização de criptomoedas através de um índice dinâmico?**

Essa pergunta pode ser desdobrada em algumas hipóteses, como por exemplo:

- Quais categorias tem maior peso na formação do índice.
- Quais categorias oferecem mais risco.
- Quais são os principais ativos a compor o índice.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo geral

Criar um índice dinâmico (DIME), ou seja, cuja atualização seja conforme andamento do mercado, formado por diferentes categorias de moedas digitais, e também que permita a seleção de parâmetros, permitindo o acompanhamento da comercialização e valorização das criptomoedas, a gestão da informação digital e sua mineração.

1.2.2 Objetivos específicos

- Entender o que são criptomoedas e seu impacto no sistema financeiro tradicional;

- Analisar as diferentes formas utilizadas na criação de índices relacionados a criptomoedas e ao mercado financeiro;
- Fazer o levantamento dos demais índices relacionados a criptomoedas que já foram criados;
- Propor a criação de índices dinâmicos relacionados a criptomoedas;
- E por fim, analisar os resultados dos índices criados, quando comparado com o Bitcoin, considerando *benchmark* de mercado.

1.3 JUSTIFICATIVA

Conforme Huang e Tanaka (2022), as moedas digitais já vem sendo usadas como reserva de valor e sua oscilação tem sido considerada em portfólios de investimentos no mundo todo, conforme pesquisa publicado pelo *Pew Research Center* (Faverio e Massarat, 2022) em Julho de 2022, 16% dos americanos adultos já investem em criptomoedas, e de acordo com o “*The Block Research* (2021)”, o volume de compra e venda anual de moedas digitais em 2021 foi de cerca de 20 trilhões de dólares. Em contraste com outros mercados, as moedas digitais não possuem um banco central ou órgão centralizador, podendo ser negociadas 24 horas por dia, 7 dias por semana, ao contrário dos outros mercados, que possuem um horário de funcionamento pré-determinado.

DeVries (2016) menciona como outros concorrentes estão tentando criar alternativas às moedas digitais, tal como a Apple com o ApplePay, o Facebook com o Diem, o Banco Central Brasileiro com o Pix e o Drex. Além disso, Razaggo e Cataldo (2021) afirmam que o mercado de moedas digitais chegou a 8,9 mil moedas, um grande número considerando-se que a primeira foi lançada em 2009 e após 5 anos já existiam 500.

Os índices agrupam ativos similares, podendo ser por quantidade de negociações diárias, porte da empresa, ativos de determinado setor, papéis mais líquidos, entre outros. Alguns dos principais são a *New York Stock Exchange* (NYSE) que contém as principais ações de empresas americanas, a Nasdaq que contém papéis americanos ligados a tecnologia, a Brasil, Bolsa e Balcão (Ibovespa) que representa as principais empresas brasileiras, entre outros.

Não é necessário, dessa maneira, acompanhar vários ativos para ver sua valorização, já que o índice representa esse valor, além de se permitir investir em um

conjunto de ativos, exigindo um capital consideravelmente menor do que se fosse comprá-los individualmente.

Há também motivação econômica para a realização desta pesquisa, visto que tornou-se notícias comuns a valorização desses ativos, assim como a do dólar, IBOV ou principais índices americanos.

Por fim, a pesquisa envolvendo criptomoedas, suas tecnologias e possibilidades, corresponde a um grande exercício de gestão e análise de dados, estando em contexto com a linha de pesquisa do PPGGI/UFPR de Informação e Tecnologia. Ainda, do ponto de vista acadêmico, além da pesquisa em si, alinha-se a mesma aos conteúdos pesquisados no Programa e na linha de pesquisa escolhida.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Esse capítulo apresenta um breve histórico da criação do dinheiro até chegar ao conceito de moedas digitais, e quais as características que um item precisa ter para ser considerado de fato como moeda de troca. Aborda-se também o conceito de *blockchain*, que é a tecnologia ou protocolo em que as moedas digitais estão baseadas e também o conceito de índices financeiros.

2.1 BREVE HISTÓRICO SOBRE A CRIAÇÃO DA MOEDA

Conforme Rothbard (2013), a expansão da sociedade torna o cenário propício para o surgimento do dinheiro, que consiste em uma forma de troca em que ambas as partes entendem como tendo o mesmo valor, ou seja, o produto que está sendo vendido possui o valor que se está recebendo em determinada moeda por ele.

Ao longo dos séculos, vários objetos foram considerados como moedas de troca, sendo o mais conhecido o ouro, seguido da prata, porém, tais metais têm como característica a indivisibilidade, ou seja, muitas vezes ela não consegue ser dividida em unidades menores que permitam a compra de produtos com valores mais baixos. Para resolver esse problema, foi criada a troca indireta, segundo Rothbard (2013), que consiste em se realizar a troca por um item que permitirá no futuro a compra de outro item desejado, pois existe diferente comerciabilidade entre os bens existentes.

Rothbard (2013) menciona que ao longo da história vários bens foram utilizados como moeda de troca: o tabaco na Virgínia colonial, açúcar nas Índias Ocidentais, sal na Etiópia, gado na Grécia antiga, pregos na Escócia, além de vários tipos de grãos e metais. Porém, as mercadorias com maior aceitação foram o ouro e a prata, sendo que o ouro em geral foi utilizado para as compras de maior valor, e a prata para as de menor.

Porém, muitas vezes se tornava complexo a divisão desses metais em pequenas quantidades, nisso surgiram as moedas e outras unidades monetárias, que simplesmente representam uma unidade de massa da mercadoria escolhida para servir como dinheiro, segundo Rothbard (2013).

Para que uma moeda seja considerada e usada como meio de troca, ela precisa ter algumas características para poder ser considerada e usada como meio de troca, sendo: durabilidade, portabilidade, divisibilidade e fungibilidade. A durabilidade trata de uma moeda não estragar, rasgar ou quebrar com facilidade; a portabilidade sua facilidade

de ser carregada e transportada; a divisibilidade diz respeito a quantas micro unidades ela pode ser sub dividida, e por fim, a fungibilidade relaciona-se ao seu valor, ou seja, uma nota de R\$ 10,00 é igual e possui o mesmo valor de outra nota de R\$ 10,00 (Antonopoulos, 2021).

Essas são características que não somente as moedas que existem hoje possuem, como o real, o euro, o dólar, entre outras, mas que também as criptomoedas possuem, tornando-as também uma nova possibilidade de uso como meio de troca, como inclusive já acontece com o Bitcoin em alguns países e locais em específico, como a cidade de Rolante no Rio Grande do Sul (Portal G1, 2024).

Assim, de acordo com Brière, Oosterlinck & Szafarz (2015), inovações trazem maior modernidade e velocidade no desenvolvimento das tecnologias, o que também beneficia o mercado financeiro, que desde a criação da internet se tornou mais dinâmico, com custos reduzidos e que possibilitando maior interação entre os participantes, sendo que a maior inovação nessa área na última década foi a criação das moedas digitais.

As moedas digitais, ou criptomoedas, ainda tem a vantagem da utilização em praticamente qualquer lugar do mundo (com exceção da China, Marrocos, Argélia, entre outros), sendo um meio de troca comum a todos eles. Porém, isso não acontece em muitos países, que com exceção dos que utilizam o dólar ou estão na zona do euro, é necessário fazer câmbio para moeda local para compra de bens e serviços. Rothbard (2013) então menciona que uma moeda única facilita a liberdade de comércio, de investimento e de viagem por toda uma área monetária e comercial, com o consequente aumento da especialização e da divisão internacional do trabalho.

Desde a criação e lançamento do Bitcoin em 2009, várias outras criptomoedas foram criadas e lançadas, conhecidas como *altcoins*. E esse rápido crescimento tem chamado atenção da mídia e dos meios acadêmicos, que buscam entender a evolução e impactos desse novo segmento, conforme de Abreu, Coaguila e de Camargos (2022).

2.2 MOEDAS DIGITAIS

Embora o assunto tenha ganho bastante destaque recentemente, a criação dessa tecnologia (e das demais envolvidas em seu funcionamento) data dos anos 80, conforme Bonneau et al. (2015), com a proposta de Chaum para os “pagamentos não rastreáveis” em 1983 (Chaum, 1982), cujo objetivo era a criação de um sistema envolvendo dinheiro

emitido por bancos na forma de moedas assinadas às cegas, ou seja, que impedissem os bancos de vincular usuários a moedas, o que forneceria uma desvinculação semelhante ao dinheiro.

Ao longo da década de 1990, muitas variações e extensões deste esquema foram propostas, mas sem implementações significativas, como por exemplo remover a necessidade de o banco estar online no momento da compra (Chaum, 1990) e permitir que as moedas fossem divididas em unidades menores (Okamoto e Ohta, 1992).

Uma das principais características do Bitcoin, os prêmios fornecidos ao desvendar os quebra cabeças matemáticos com dificuldade incremental, foram propostos também na década de 90 com o objetivo de combater *spam* dos e-mails (Dwork e Naor, 1992), além de detectar nós parecidos em protocolos de consenso ponto a ponto e distribuídos (Aspnes et al., 2005).

Quanto ao livro razão público, elemento também essencial das criptomoedas, foi proposto em 1998 (Dai, 1998), em que todas as transações seriam transmitidas publicamente, mas de forma anônima, porém recebeu pouca atenção da comunidade acadêmica, aplicação essa que tinha como finalidade a detecção de gastos duplos. Os contratos inteligentes, propostos por Szabo (1997), permitiam que as partes especificassem formalmente um acordo criptograficamente executável, e a união dessa tecnologia possibilitou a criação de fato das moedas digitais como conhecemos.

Uma criptomoeda é definida por Lánsky (2017) como um sistema independente de autoridades centralizadoras e reguladoras, cuja emissão de novas unidades tenha regras claras e que permita a transação entre usuários sem intermediários, o que elimina o pagamento de taxas. A mais conhecida e primeira criada é o Bitcoin, desenvolvida em 2008 e lançada em 2009 por Satoshi Nakamoto (2008), que não se sabe se é uma pessoa ou um grupo de pessoas, devido ao conhecimento necessário para criação e implementação de tal projeto. E após seu lançamento, uma série de novas moedas tem sido criadas, muitas com a intenção de promover melhorias nas já existentes.

As moedas digitais trabalham com a teoria de resolução de algoritmos de encriptação para criar *hashes* únicos, combinados com a rede de computadores para verificação de transações, conforme DeVries (2016). Há também um número finito de moedas disponíveis, o que garante que no futuro elas sejam raras, ou seja, não possam continuar sendo geradas como ocorre com os sistemas financeiros lastreados em Bancos Centrais que continuam imprimindo dinheiro sem parar, o que faz com que a moeda perca valor de compra, tal como ocorreu na Venezuela e na Argentina, devido a falhas do

sistema monetário (Kamin, 1999), gerando os conhecidos problemas de inflação ou hiperinflação.

Outra definição apresentada por Erasmus e Bowden (2020) é de que as moedas digitais têm base matemática, são descentralizadas, conversíveis, virtuais e protegidas por criptografia, sendo uma forma de representação do valor que pode ser negociado de forma digital. Com isso, conforme os autores mencionados, elas não são apenas um meio de troca, mas uma forma de armazenamento de valor.

Segundo Razaggo e Cataldo (2021), existem 3 categorias de moedas digitais: as criptomoedas, *stablecoins* e moedas digitais emitidas pelo Banco Central. As criptomoedas são moedas digitais privadas criadas em redes descentralizadas e protegidas por criptografia, não sendo a moeda oficial de nenhum país nem lastreada em nenhuma instituição regulatória, conforme Razaggo e Cataldo (2021).

Heinonen (2021) define as *stablecoins* como moedas indexadas em algum ativo como dólar americano, euro ou ouro, seguindo esse valor, e com isso, elas são mais estáveis, pois de certa forma acompanham o valor do ativo, através de mecanismos criados para manter um baixo desvio de seu preço em relação ao valor alvo (Zahmentferner, 2023). Apesar disso, nem sempre elas seguem a correlação do ativo, podendo por exemplo, ser indexadas ao dólar norte-americano e terem seu valor garantido por moedas éter (ETH).

Ito et al. (2020) classifica as *stablecoins* existentes em quatro principais categorias: fiduciárias, *commodity*, cripto e não-garantidas, podendo ainda serem separadas por serem um protocolo ou uma camada de aplicação. De acordo com Razaggo e Cataldo (2021), elas surgiram para resolver a volatilidade dos preços das criptomoedas, estabelecendo estabilidade através da paridade 1 para 1 através de seguros como moedas fiduciárias, como o dólar. A principal existente segundo os autores é a Tether.

Por fim, as moedas digitais emitidas por Bancos Centrais são as de mais fácil implementação e também rastreáveis, pois são emitidas pelos Bancos Centrais com o mesmo valor que as células físicas, ou seja, são o equivalente digital do dinheiro físico, um exemplo é o Drex que está em fase de criação e implantação pelo Banco Central do Brasil (Razaggo e Cataldo, 2021).

Wimalagunaratne e Poravi (2018) mencionam que o Bitcoin é responsável por cerca de 55% do mercado de criptomoedas, e que as *altcoins*, de forma geral, são muitas vezes cópias do Bitcoin, mas com abordagens de design alternativas e com pouca

diferença no valor dos parâmetros (Bonneau, 2015), possuindo uma tendência de preço similar ao ativo, considerando o mesmo período, o que ocorre, segundo os autores, pelas *altcoins* seguirem o valor do ativo líder de mercado, no caso, o Bitcoin, sendo que as *altcoins* são todas as moedas que não são o Bitcoin. Porém, alguns sistemas, como o Ripple, tem um design totalmente independente, conforme Bonneau (2015).

Alguns dos objetivos que podem ser mencionados para a criação dessas novas moedas, conforme Bonneau (2015), é que como elas iniciam uma *blockchain* do zero, há a oportunidade para mineradores iniciais com menor poder de processamento participarem, possibilidade de lucro e a possibilidade de transferir Bitcoins para a nova moeda, facilitando as transações.

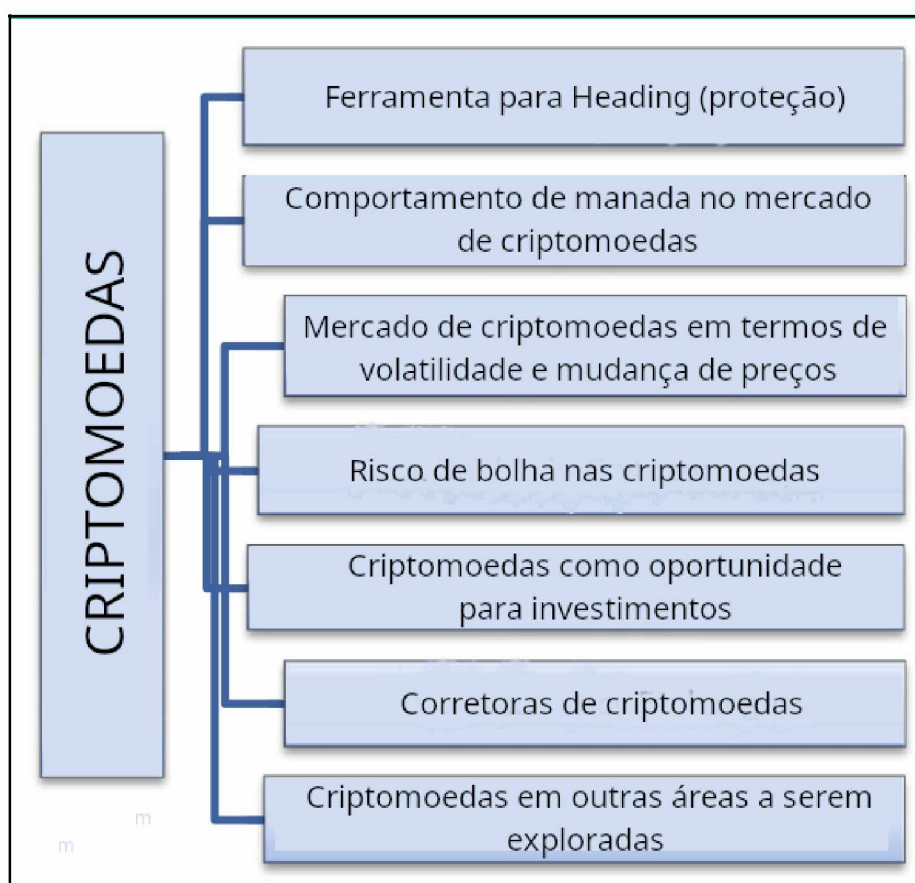
Conforme o setor cresce, o mercado de capitalização do mesmo se mantém constante, sendo que no final de 2020 o mercado de capitalização das criptomoedas já excediam o produto interno da Suíça, ultrapassando \$ 743 bilhões, de acordo com Häusler e Xia (2022), e o número delas continua crescendo cada vez mais, enquanto que seu valor de patrimônio em geral pode ser decomposto em 10 ou 30 criptomoedas, estando sob constante evolução. Por outro lado, Wimalagunaratne e Poravi (2018) mencionam que em 2017 já existia 1.360 outras *altcoins* e que o mercado tinha períodos de alta volatilidade, o que dificultava para os investidores a previsão de tendências.

Outro ponto apresentado é que considerando-se o período de 2018 até 2022 a mudança das 10 principais criptomoedas teve uma diferença bem pequena, em que Bitcoin, Bitcoin-Cash, Ethereum e Ripple estiveram presente nesses top 10, e conforme Häusler e Xia (2022), foram 20 moedas que apareceram nessa listagem nos últimos 10 anos, considerando-se o período mencionado.

Além disso, a turbulência dos mercados devido a pandemias, quedas e problemas políticos faz com que muitos investidores busquem outras oportunidades de investimentos, sendo as moedas digitais utilizadas em conjunto com estratégias de investimentos tradicionais, inclusive com o Bitcoin liderando esse novo interesse de investimento, conforme Al-Mansour (2020), que inclusive menciona que a alta volatilidade da moeda pode ser uma consequência do aumento de pessoas fazendo sua compra e venda de forma irracional, por investidores que muitas vezes não controlam suas emoções ou expectativas.

Essas moedas já foram segmentadas em diferentes categorias ao longo de seu relativo curto período de existência, tal como demonstrado na Figura 2.1, e de acordo com Swami (2021).

FIGURA 2.1 – CATEGORIAS NAS QUAIS AS CRIPTOMOEDAS FORAM SEGMENTADAS



FONTE: Adaptado, Swami (2021).

Como pode ser visualizado na Figura 2.1, na primeira categorias tem-se as moedas digitais como ferramenta de *heading*, ou seja, uma espécie de ferramenta como proteção que os investidores costumam utilizar. Para isso, eles procuram ativos que não estejam correlacionados positivamente, como é o caso do Bitcoin e Litecoin, mencionados por Swami (2021), que possuem correlações nulas com outras classes de ativos, adicionando assim variância a um portfólio.

Com relação a segunda categoria observada na Figura 2.1, busca-se investigar o comportamento de rebanho no mercado de criptomoedas, o que em geral é feito através de notícias que anunciam um possível crescimento ou encolhimento do mercado, ou então quando um determinado ativo cresce demais, como é o caso da moeda virtual criada por Donald Trump dias antes dele tomar posse de seu segundo mandato como Presidente dos Estados Unidos, e que chegou a valorizar cerca de 680% em poucos dias, para depois entrar em praticamente uma “queda livre”, após muitos investidores terem obtido lucro e estarem vendendo suas posições (G1, 2025).

A próxima categoria abordada na Figura 2.1 é de certa forma parecida com a

segunda, pois trata do mercado de criptomoedas com relação ao preço de seus ativos e sua volatilidade, que muitas vezes é bem alta, devido a notícias da mídia, ou como mencionado, o lançamento de uma moeda pelo atual Presidente dos Estados Unidos, Donald Trump. Outro caso que pode ser mencionado é a mudança do nome do empresário Elon Musk na rede “X” para Kekius Maximus, uma moeda digital não muito conhecida, mas que chegou a subir mais de 4.000% após o empresário ter alterado seu nome, e após ele voltar para seu nome original na rede “X”, a cotação da moeda teve uma queda de 65% (Portal Exame, 2025).

Por muito tempo o Bitcoin, e posteriormente as outras moedas digitais, foram consideradas “bolhas”, tal como já aconteceu no passado como no “boom da internet” nos anos 2000 ou com relação ao caso das Tulipas na Holanda, considerada a primeira bolha no mercado financeiro, que consistiu no disparo irracional do preço dos bulbos de tulipa devido à especulação, alcançando valores exorbitantes, até que com a queda repentina da demanda, os preços despencaram, causando grandes prejuízos financeiros. Dessa forma, muitas pesquisas foram feitas para provar (ou não) que essas moedas são bolhas, e embora haja uma grande diversidade de resultados, como apresentado no levantamento feito por Swami (2021), os estudos são unânimes em destacar a alta volatilidade desse mercado, e que em geral, ele não tem sido usado como moeda de fato, com exceção dos já mencionados casos de El Salvador e alguns outros países ou cidades que aceitam essa forma de pagamento em suas transações.

Quanto a categoria de criptomoedas como sendo uma oportunidade para investimentos, a mesma aborda a diversificação de portfólio com uma exposição controlada ao risco, técnica que já vem sendo usada por investidores a muito tempo através da não exposição a muitos papéis do mesmo setor, por exemplo. Tal estratégia inclui não apenas moedas digitais, mas diferentes tipos de investimentos e também aplicações no exterior ou em outros países/ moedas através de ETF's.

Por fim, as empresas que negociam as criptomoedas, conhecidas como corretoras ou *exchanges* também desempenham um papel importante na área, pois cada exchange costuma negociar os ativos em um diferente valor, mas em geral próximo, tornando esse ponto um risco que também deve ser avaliado pelos investidores, pois não existe uma corretora universal para todas as criptomoedas, como é o caso da B3 no Brasil. E quanto a exploração do setor em outras áreas pode-se citar diversos como área da saúde, de registro de documentos, entre outros, demonstrando que a mesmo não se restringe apenas a área financeira.

2.3 BLOCKCHAIN

Os autores Xu et al. (2019) mencionam que o *blockchain* é considerado por muitos como a base de uma nova tecnologia disruptiva, sendo que seu conceito, junto com o Bitcoin, foram propostos inicialmente em 2008 por alguém usando o pseudônimo de Satoshi Nakamoto, e até hoje não sabe-se com certeza quem, ou a quais pessoas esse pseudônimo se refere.

Conforme Wright e De Filippi (2015), o *blockchain* é uma forma distribuída, compartilhada e com base de dados encriptada, o que torna as transações públicas e irreversíveis, sendo que através de sua rede, em geral, uma transação pode ser feita em cerca de 10 minutos.

Assim, a tecnologia *Blockchain*, segundo Andoni et al. (2019), é uma estrutura de dados digital com uma base distribuída e compartilhada, permitindo que as transações sejam mantidas em um arquivo chamado de “livro razão”, similar a um *log* e que contém todas as transações em ordem cronológica.

Esses blocos possuem várias transações dentro deles, com registros de data e hora criptograficamente vinculados aos blocos anteriores, gerando uma cadeia de registros, que determina o *blockchain*, ou seja, uma cadeia de registros em blocos.

Existem ainda 3 tipos de *blockchain*, conforme Hsueh e Chin (2017), a pública, híbrida e privada. Na pública, qualquer pessoa pode participar. Na privada, somente pessoas autorizadas podem ingressar na rede, e na híbrida, o minerador pode aprovar quem vai ou não participar.

Sua principal diferença com outras tecnologias é que não existe uma unidade centralizadora ou intermediários entre as partes envolvidas, sendo que o armazenamento das informações e transações fica a cargo dos participantes da rede, de acordo com Armbrust (2010), tornando-a mais transparente, eficiente e com baixo custo.

Com base nisso, um dos desafios do *blockchain* é tratar os dados para que eles não sejam duplicados na cópia da base entre diferentes locais e que a rede seja ao menos 51% segura, para manter a confiabilidade e integridade das informações (Andoni et al., 2019 e Hsueh e Chin, 2024).

Por outro lado, Erasmus e Bowden (2020) mencionam que o fato das transações serem descentralizadas e sem uma regulação específica (ao menos no caso de muitos países ainda, visto que alguns já possuem regulamentação ou um início de

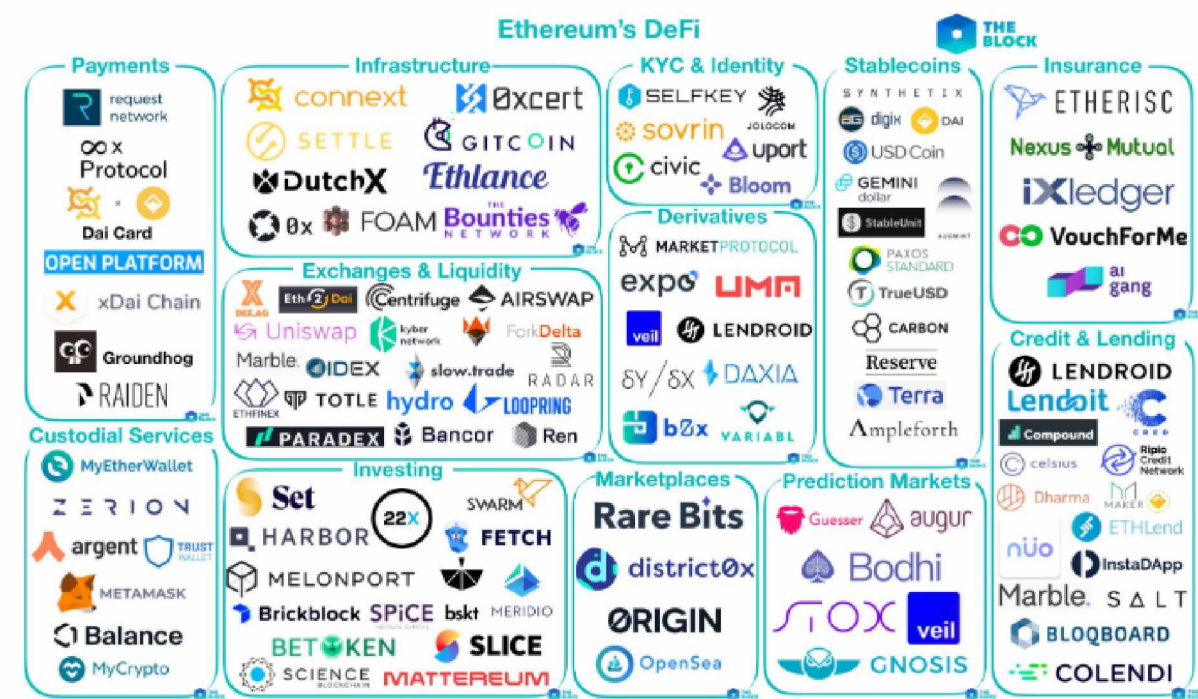
regulamentação), pode contribuir para o pagamento de atividades criminosas e ou lavagem de dinheiro. A pesquisa de Xu (2016) inclusive explora os tipos de fraude e atividades maliciosas que podem ser feitas com base no *blockchain*, de forma a prevenir e identificar potenciais ataques. Kerr et al. (2023) apresenta o Quadro 2.1 com as estatísticas de crimes associados a criptomoedas.

QUADRO 2.1 – ESTATÍSTICAS DE CRIMES ASSOCIADOS A CRIPTOMOEDAS.

Tipo	% de Crime
Fraudes em geral (ex: investimentos, romance, covid-19)	46,0%
<i>Ransomware</i> / outros crimes digitais	24,4%
Roubo de criptomoedas	12,2%
Drogas	11,7%
Material de abuso sexual infantil	3,6%
Sequestro	1,4%
Homicídio	0,9%

FONTE: Adaptado, Kerr et al. (2023)

Embora haja grande menção às transações financeiras envolvendo a rede *blockchain*, seu uso é mais amplo, podendo inclusive ser utilizado na administração e armazenamento de dados de compra e venda de imóveis, seguro, pagamentos, custódia de serviços, entre outros, como demonstrado na Figura 2.2 (Amadi-Echendu, 2021 e Giaglis, 2024 e Xu et al., 2019), que apresenta diversas categorias de soluções baseadas em *blockchain* e algumas de suas soluções, como por exemplo o setor de pagamentos com a Raiden ou xDai Chain.

FIGURA 2.2 – ECOSSISTEMA COM ALGUMAS SOLUÇÕES BASEADAS EM *BLOCKCHAIN*

FONTE: Giaglis (2024).

Assim, muitos pesquisadores têm estudado os benefícios da aplicação do *blockchain*, como Xu et al. (2019), que mencionam que a tecnologia tem o potencial de reduzir os custos associados com operações manuais, redução de fraudes e trabalhos administrativos. Por fim, a Tabela 2.1 apresenta um resumo das principais características da tecnologia.

TABELA 2.1 – RESUMO DAS PRINCIPAIS CARACTERÍSTICAS DO *BLOCKCHAIN*

Nº	Característica	Descrição
1	Descentralização	Distribuição do controle além de uma autoridade centralizadora, com cada participante da rede mantendo uma cópia de todas as transações, eliminando simples pontos de controle e falha. Isso aumenta a segurança, reduz o risco de pontos individuais de falha, e proporciona aos usuários maior controle
2	Segurança	Cada bloco é conectado ao bloco anterior, e cada transação passa por verificação. Isso aumenta a confiança e integridade, reduzindo o risco de fraude e mudanças de dados não autorizadas.
3	Transparência	Os dados são abertos e acessíveis a todos os nós da rede, e a maioria deles deve concordar com as transações antes delas se tornarem

		permanentes. Isso aumenta a transparência e responsabilidade, permitindo aos usuários verificar e auditar.
4	Imutabilidade	Os dados gravados em blocos são difíceis de alterar depois de serem confirmados pela rede. Isso impede mudanças não autorizadas ou roubo de dados
5	Contratos inteligentes	Execução de código próprio que executa automaticamente quando determinadas condições acontecem. Isso automatiza a segurança e processos de negócio, reduzindo a necessidade de intermediários
6	Mecanismo de consenso/ Tokenização	O processo em que cada nó da rede concorda com o status e validade de cada transação usando algoritmos ou protocolos específicos. Isso impede duplicidade, garante a consistência dos dados, e cria um justo e seguro sistema sem a confiança de fontes externas
7	Irreversibilidade	Transações completas não podem ser revertidas ou mudadas uma vez confirmadas no <i>blockchain</i> . Isso garante que transações completas não serão modificadas ou canceladas sem autorização das partes
8	Custo de eficiência	Eliminação dos intermediários reduz os custos de transação. Essa redução aumenta a eficiência, especialmente em um grande número de transações.

FONTE: Adaptado, Alamsyah e Salsabila (2024).

Swami (2021) indica que aos poucos as moedas digitais baseadas em *blockchain* começam a ser aceitas ao redor do mundo, como é o caso de El Salvador e da cidade de Rolante, no Brasil. Em comparação com os métodos tradicionais eles oferecem maior agilidade e redução de custos.

2.4 INDICADORES E ÍNDICES FINANCEIROS

Conforme King et al. (2024), os indicadores são utilizados por compradores e vendedores de ativos, chamados de *traders*, para tentar antecipar a direção que o mercado vai seguir, ou seja, se vai cair ou subir. Eles são amplamente utilizados para acompanhar a dinâmica dos mercados financeiros, e o mesmo acontece com o setor de criptomoedas, onde diversos índices têm sido criados de forma a acompanhar a volatilidade do setor, como: Bloomberg Galaxy Crypto Index (BGCI), Bitwise 10 Large Cap Crypto Index (Bitwise 10), CRIX, CCI30, F5 crypto index, HODL5, Nasdaq Crypto Index e

Ultra Cap 5 index. Além disso, os índices são importantes indicadores para tomada de decisão, conforme Häusler e Xia (2022).

De acordo com de Carvalho et al. (2016), a literatura a respeito dos indicadores de desempenho é separada em 2 fases, na primeira o foco estava nas medidas de desempenho financeiras e de produtividade, tendo iniciado em 1880 e durado até 1980, e na segunda, com início no final da década de 80 e ainda em curso, onde as medidas de desempenho são balanceadas com dados financeiros e não financeiros.

Com isso, o foco da avaliação dos ativos muda, pois através da leitura de indicadores sociais, de qualidade e ambientais existe uma maior preocupação com a duração do negócio a longo prazo e seu impacto na sociedade, conforme Miranda et al. (2003).

Al-Mansour (2020) inclusive menciona que os investidores em ativos digitais podem facilmente mudar seus pensamentos acerca de investimentos e sua forma de tomar decisões, dessa forma, diferentes indicadores podem ser utilizados dependendo do foco desejado, e justamente por essa razão os índices de bolsas de valores espalhados pelo mundo são diversos, representando cestas de ativos conforme determinado padrão, seja ele de volume diário de transações, liquidez, porte da empresa, entre outros.

2.4.1 Índices de Criptomoedas

Como o setor de criptomoedas ainda não está consolidado, e alguns de seus mecanismos tecnológicos não são entendidos pelo público, é essencial que os índices promovam transparência em seu funcionamento e construção, os pesos considerados e dados indexados, segundo Häusler e Xia (2022). Assim, apresenta-se no Quadro 2.2 os índices referentes as criptomoedas.

QUADRO 2.2 – COMPOSIÇÃO DOS ÍNDICES DAS CRIPTOMOEDAS

Nome	Quant. de moedas que compõe o índice	Fórmula
BGCI (Bloomberg Galaxy Crypto Index) ¹	<= 12	$Index_t = \frac{\sum_{i=1}^x P_{i,t} \times CS_{i,m} \times CF_{i,m}}{D}$ <p>Index = Nível do índice no dia t</p> <p>P_{i,t} = Preço intradiário BGN ou preço de</p>

¹ <https://assets.bbhub.io/professional/sites/27/Bloomberg-Galaxy-Crypto-Index-Methodology-August-2021.pdf>

		<p>fechamento do dia (CFIX) para o Constituinte i no dia t, expresso em Criptomoeda por moeda do índice (por exemplo, Bitcoin por USD)</p> <p>CSi,m = Oferta Circulante do Constituinte i no mês m do ano atual</p> <p>CFi,m = Fator de Cap/Floor para o Constituinte i no mês m do ano atual</p> <p>D = Divisor do índice</p>
Bitwise 10 (Bitwise 10 Crypto Index Fund) ²	10	Não disponível publicamente
CCi30 ³	30	$M^*(t) = \frac{\sum_{i=0}^{\infty} M(T-i)e^{-\alpha i}}{\sum_{i=0}^{\infty} e^{-\alpha i}}$ <p>M(t): A capitalização de mercado real no momento t. M*: A capitalização de mercado ajustada. α: Um fator ajustável ou parâmetro que é razoável</p>
CRIX ⁴	Ajustado dinamicamente	$CRIX(k)_t = \frac{\sum_{j=1}^k MV_{jt} \cdot AW_{jt}}{Divisor}$ <p>MVjt: Capitalização de mercado da criptomoeda j k: Número de constituintes AWjt = Peso ajustado para o constituinte j no tempo t CWjt: Peso limitado</p>
F5 ⁵	12	Não disponível publicamente
HODL5	5	$Index_t = \frac{\sum_{i=1}^x P_{i,t} \times CS_{i,m} \times CF_{i,m}}{D}$ <p>Index = Nível do índice no dia t</p> <p>Pi,t = Preço intradiário BGN ou preço de fechamento do dia</p> <p>CSi,m = Oferta Circulante do Constituinte i no mês m do ano atual</p> <p>CFi,m = Fator de Cap/Floor para o Constituinte i no mês m do ano atual</p> <p>D = Divisor do índice</p>

² <https://bitwiseinvestments.com/crypto-funds/bitw>

³ <https://cci30.com/>

⁴ https://tu-dresden.de/bu/verkehr/iwv/osv/ressourcen/dateien/local_events/Dresden_Berlin_Workshop_2015/folder-2015-10-15-9794740593/STR.pdf?lang=en

⁵ <https://f5crypto.com/en/>

NCI (Nasdaq Crypto Settlement Price™ Index) ⁶	Ajustado dinamicamente	$NCI_s = \frac{\sum_{i \in C} AS_{cr}^i P_{s,i USD}^r}{D}$ $NCIS_t = \frac{\sum_{i \in C} AS_{cr}^i P_{t,i USD}^d}{D}$ <p><i>NCIs</i>: é o valor em tempo real do índice Nasdaq Crypto Index observado no timestamp <i>s</i>.</p> <p><i>NCIS_t</i>: é o preço de liquidação do Nasdaq Crypto Index observado no dia <i>t</i>.</p> <p><i>C</i>: é o conjunto de constituintes do índice incluídos na data de Reconstituição e Rebalanceamento anterior.</p> <p><i>AS_{cr}ⁱ</i>: é o Suprimento Circulante do ativo <i>i</i>, fixado na data do Anúncio de Reconstituição e Rebalanceamento anterior.</p> <p><i>P_{s,i USD}^r</i>: é o preço em tempo real do constituinte do índice <i>i</i> observado no timestamp <i>s</i>, cotado em USD.</p> <p><i>P_{t,i USD}^d</i>: é o preço de fixação diário do constituinte do índice <i>i</i> observado no dia <i>t</i>, cotado em USD.</p> <p><i>D</i>: é o Divisor, calculado na data de Reconstituição e Rebalanceamento anterior.</p>
CFUC5 ⁷	5	$I_t = \frac{R_{k_i}}{d_{k_i}} \sum_{c \in C_i} g_{k_i}^c p_t^c$ <p>R: fator de retorno</p> <p>d: divisor</p> <p>g: Oferta relativa: A oferta relativa do constituinte <i>i</i> no rebalanceamento t.</p> <p>p: Fonte de Preço do Constituinte: O preço do constituinte <i>i</i> no momento <i>t</i>.</p>

FONTE: Adaptado, Häusler e Xia (2021).

⁶ https://indexes.nasdaqomx.com/docs/methodology_NCI.pdf

⁷ https://www.cfbenchmarks.com/data/indices/UC5_RTI_TR

O Bitwise 10 é um fundo que foi criado para refletir as oportunidades de investimento nas 10 principais moedas digitais ao redor do mundo. Eles utilizam o Lukka Prime *intraday* para calcular o valor dos ativos. Esse índice trata distribuições de rede de maneira específica, como *hard forks*, *airdrops*, emissões e recompensas de *staking*, de forma que esses eventos não impactem diretamente nos valores dos índices. E embora conheça-se os ativos que fazem parte do fundo, sua fórmula de cálculo não está disponível publicamente (Bitwise, 2024).

De acordo com Bloomberg (2024), o *Bloomberg Galaxy Crypto Index* foi criado para medir o desempenho das maiores criptomoedas negociadas em dólar, sendo de propriedade e administrado pela *Bloomberg Index Services Limited*, com parceria com a *Galaxy Digital Capital Management LP*, sendo atualmente composto por 12 criptomoedas e existem 10 critérios para que um ativo entre no índice, como, por exemplo, ter as negociações em dólar, não ser considerado um ativo de valor mobiliário pela Comissão de Valores Mobiliários dos EUA (SEC), ser negociado em no mínimo duas fontes de precificação aprovadas pela Bloomberg, entre outros.

O CCI30 é um índice baseado em regras que foi lançado em Janeiro de 2017, projetado para medir objetivamente o crescimento geral, o movimento diário e de longo prazo do setor de *blockchain*, sendo composto pelas 30 maiores criptomoedas, excluindo-se *stablecoins*. Seu objetivo também é de ser transparente, replicável e ter o histórico dos valores em seu site (CCI30, 2024).

O CRIX foi desenvolvido pelos pesquisadores Härdle e Trimborn (2015) no *Blockchain Research Center* na Universidade de Humboldt, em Berlin, sendo construído como um índice Laspeyres e com pesos que se ajustam dinamicamente, e atualmente somente as criptomoedas mais líquidas são aceitas para compor o índice.

O F5 *cripto index* é um fundo de criptomoedas registrado no BaFin na Alemanha, tendo sido criado em 2012 e composto pelas 12 maiores moedas digitais, excluindo-se *stablecoins*, moedas digitais anonimas ou criadas a menos de 100 dias (F5, 2024).

De acordo com Häusler e Xia (2022), o HODL5 foi criado por Amun Technologies Limited e seu objetivo é avaliar a performance das 5 principais e mais líquidas criptomoedas, não fazendo a seleção das mesmas por seu valor de capitalização no mercado. Sua fórmula é a mesma utilizada pelo Bitwise.

O Nasdaq Crypto Index (NCI) foi desenvolvido pela Nasdaq Inc., sendo projetado para medir o desempenho de uma parte significativa do mercado geral de ativos digitais, onde os mesmos precisam ser elegíveis para inclusão no índice de acordo com

parâmetros estabelecidos em seu manual, como, por exemplo, possuir um rigoroso controle de fork, possuir uma API transparente e que permita a consulta de valores históricos, possuir uma adequada infraestrutura de TI, entre outros. O índice ajusta periodicamente os constituintes e ponderações do índice para refletir as mudanças no mercado de ativos digitais (NCI, 2024).

O CF *Cryptocurrency Ultra Cap 5* (CFUC5) é um índice de referência que acompanha o desempenho de um portfólio ponderado por capitalização de mercado de livre flutuação das 5 maiores criptomoedas por valor de mercado, tendo sido lançado em 2020 com data de início em 1 de Setembro de 2018. É a primeira verdadeira medida do beta de mercado das criptomoedas (CFUC5, 2024), sendo um Índice Registrado de acordo com o UK BMR (*Benchmark Regulation* do Reino Unido). Todas as fontes de preços dos constituintes do índice também são índices registrados, e o índice é calculado a cada segundo, conforme sua metodologia. A composição do portfólio é determinada pelas Regras Fundamentais da Série de Multi Ativos do CF *Digital Asset Index Family*, com a reconstituição e o rebalanceamento do índice realizados trimestralmente.

De acordo com Häusler e Xia (2022), a criação desses índices pode ser utilizada para monitorar o mercado de criptomoedas, criar ETF's ou opções, além de outros índices baseados em propriedades com metodologia fundamentada, e que ajudem a entender os riscos sistêmicos do setor.

Por fim, apresenta-se no Quadro 2.3 o resumo comparativo entre os demais índices e o DIME, e têm-se que os índices mencionados trabalham com uma quantidade limitada e fixa de moedas, não sendo dinâmicos a ponto de se adequar automaticamente conforme o aparecimento de outras moedas com alto volume diário, por exemplo, diferente da pesquisa proposta, cujo objetivo é, conforme frequência definida, se ajustar dinamicamente conforme o mercado. Além disso, deseja-se utilizar o Bitcoin como base de comparação, de forma que ele não fará parte do índice, permitindo a comparação de moedas dentro do setor, além de permitir que moedas menos conhecidas sejam exploradas, sendo essas as lacunas de pesquisa a serem exploradas pelo DIME.

QUADRO 2.3 – COMPARAÇÃO ENTRE DIME E OS DEMAIS ÍNDICES

DIME	Outros índices
Trabalha com todas as moedas que possuem cotação em dólar americano e estão disponíveis para coleta na plataforma Yahoo Finance	Em geral, trabalham com uma quantidade fixa e pequena de moedas
Permite a criação do índice por categorias	Não trabalha com separação por categorias
Permite a navegação por data, de forma a visualizar a formação do índice também no passado	Mostra em geral, apenas o valor presente ou valores salvos
Permite a construção dinâmica do índice conforme categorias escolhidas	Estáticos conforme moedas previamente selecionadas
Atualização semanal de forma a demonstrar as mudanças do mercado	Revisão (em geral humana) conforme princípios definidos pelos organizadores/ criadores do índice

FONTE: Da Autora (2025).

3 ESTADO DA ARTE

Busca-se nesse capítulo fazer um levantamento das pesquisas correlacionadas dentro do campo de estudo, permitindo uma melhor visualização das soluções que estão sendo adotadas e das possíveis continuidades de pesquisa. Com base nisso, fez-se a busca no dia 05 de agosto de 2024 nas bases de dados Capes, Scielo e Scopus, utilizando-se como termo principal a palavra “cryptocurrencies”, e posteriormente “cryptocurrencies and index”, onde foram encontrados a quantidade de pesquisas descritas no quadro 3.1.

QUADRO 3.1 – QUANTIDADE DE TRABALHOS ENCONTRADOS, POR BASE DE PESQUISA, ANO E PALAVRA CHAVE

Ano	Scielo	Capes Acesso Aberto	Scopus	Scielo	Capes Acesso Aberto	Scopus
	<i>Cryptocurrencies</i>			<i>Cryptocurrencies and index</i>		
2024	4	495	592		32	102
2023	6	1.119	1.581		98	142
2022	10	1.005	1.328	1	89	106
2021	12	899	1.018		75	78
2020	12	760	931		53	130
	44	4.278	5.450	1	347	558

FONTE: O autor (2024).

Nesse primeiro momento foram consideradas apenas pesquisas realizadas nos últimos 5 anos, e para a base de dados da Capes, considerou-se apenas as pesquisas que estavam disponíveis na modalidade de acesso aberto, ou seja, que não era necessário fazer o pagamento para acessar. Tal escolha deu-se por, muitas vezes ao enviar um artigo para publicação, perde-se o acesso a ele, mesmo sendo o autor, sendo necessário fazer a aquisição do material para leitura, como no caso da publicação de Klinczak, Pinto e Wildauer (2024).

A partir do Quadro 3.1 verifica-se o crescimento das pesquisas relacionadas tanto com o termo “cryptocurrencies” quanto com “cryptocurrencies and index”, demonstrando a relevância e atualidade do tema em questão.

Para a palavra chave “cryptocurrencies” foram encontrados 5.450 trabalhos, e adicionando-se o operador AND com “index” na palavra “cryptocurrencies” esse número é reduzido para 558. Com base nisso, fez-se a primeira filtragem dos materiais separados para leitura, para isso, e além do filtro já mencionado relacionado ao tempo de publicação,

considerou-se apenas trabalhos que disponibilizassem acesso aberto a UFPR, e que estivessem nos idiomas inglês, português ou espanhol, sendo que 15 trabalhos selecionados eram comuns tanto a base da Scopus quanto da Capes, restando assim 196 pesquisas separados para uma primeira leitura.

Desses, fez-se a leitura completa de 74 trabalhos, sendo que muitos estudos na área têm sido feitos nas seguintes categorias: determinar a natureza ou características dos mercados, comparar as criptomoedas com os mercados ou ativos tradicionais (ouro, commodities, ações, índices, entre outros), analisar o comportamento dos dados históricos do mercado, realizar estudos sistemáticos sobre *blockchain*, identificação de possíveis bolhas financeiras, analisar a composição de portfólios de investimentos (tanto voltados às criptomoedas quanto compostos entre investimentos tradicionais e criptomoedas), segundo de Abreu, Coaguila e de Camargos (2022). Com isso, selecionou-se alguns artigos para leitura que demonstrassem a pesquisa que está sendo feita dentro de cada categoria, com foco maior nos trabalhos que envolvessem índices financeiros ou a comparação das moedas digitais com ativos conhecidos nos mercados tradicionais.

Foram desconsiderados ainda, artigos referentes a protocolos Defi, aplicações específicas como na área da saúde ou em cartórios, e ainda trabalhos relacionados a privacidade e regulamentação. Dessa forma, foram feitas pesquisas que pudessem agregar de forma significativa no trabalho em questão, dentro do escopo desejado.

3.1 ESTUDOS SISTEMÁTICOS

A pesquisa de Xu *et al.* (2019) fez o levantamento de 756 artigos até 2019, usando a base de dados *Web of Science Core Collection* (WOS) e a palavra-chave “*blockchain*”, fazendo sua categorização em 5 principais temas em que as pesquisas foram agrupadas, sendo: benefícios econômicos, tecnologia *blockchain*, oferta inicial de moedas, revolução financeira, e economia compartilhada. Os autores ainda fizeram o levantamento das palavras chave mais comuns relacionadas aos artigos: “*blockchain*”, “*bitcoin*”, “criptomoedas”, “*fintech*” e “contratos inteligentes”, sendo que os países com maior número de publicações foram Estados Unidos, Reino Unido e Alemanha.

Os autores Häusler e Xia (2022) fizeram um estudo quantitativo e qualitativo dos índices de criptomoedas existentes, sendo que como eles ainda não estão consolidados, representam um desafio para que sejam acompanhados, e também devido ao rápido crescimento e transformação do setor. Em geral, as maiores diferenças encontradas entre

os índices são referentes a quantidade de moedas digitais que os constituem, o nível de transparência, os pesos utilizados e a acurácia em mapear o setor.

Swami (2021) realiza uma revisão da literatura de forma a contribuir com as perspectivas para o futuro das moedas digitais. A coleta de artigos foi feita em diversas bases de dados, e foram coletados mais de 80 artigos entre 2008 e 2020 com as palavras-chave utilizadas, restando 33 trabalhos para análise após seleção. Eles foram divididos em 7 categorias e diversos trabalhos abordam cada um deles. Por fim, faz-se uma sugestão de possíveis temas para pesquisa, considerando categorias que ainda não estão sendo abordados ou que ainda possuem espaço para pesquisa.

Quanto a privacidade, os autores Li et al. (2019) discutem essa questão, visto que uma privacidade total pode trazer problemas como a lavagem de dinheiro, compra/ venda de drogas e demais produtos ilegais, entre outros. Eles discutem a forma de privacidade de algumas moedas como Bitcoin, Dash, Zerocoin, entre outras e a questão da necessidade de regulação, de forma geral, até mesmo porque a total anonimidade das transações é considerada ilegal por muitos países. Por fim, sugerem 2 formas de resolver essa questão em moedas descentralizadas, a primeira como sendo grupos com assinatura, assim, um grupo ficaria responsável por gerenciar as transações dos demais membros desse. E a segunda, baseada em uma rastreabilidade somente para transações que fossem consideradas maliciosas, utilizando uma respectiva *tag* de encriptação.

Verifica-se que a maior parte das pesquisas tem seguido as “tendências do momento”, pouco abordando-se outros temas como o ciclo de vida das moedas ou a questão da “morte” das mesmas, entre outros, que trariam maior transparência ao setor.

3.2 ANÁLISE DO MERCADO DE CRIPTOMOEDAS

O trabalho de Vidal-Tomás et. al (2021) analisa a eficiência econômica do mercado de criptomoedas após o lançamento do futuro do Bitcoin por meio da Análise Envoltória de Dados e dos Índices Malmquist, seus resultados mostram que a introdução de futuros de Bitcoin não afetou a eficiência econômica do mercado de criptomoedas. Para a análise, os autores trabalharam com 86 moedas digitais, cujos dados de compra e venda foram referentes ao período de 1 de Janeiro de 2016 até 30 de Novembro de 2018, sendo o foco em moedas que já existem a mais tempo no mercado. Fazendo o tratamento dos dados e remoção de valores de não mostravam variabilidade, restaram 43 moedas digitais para aplicação da análise.

O Estudo de Abreu, Coaguila e de Camargos (2022) teve como objetivo analisar a

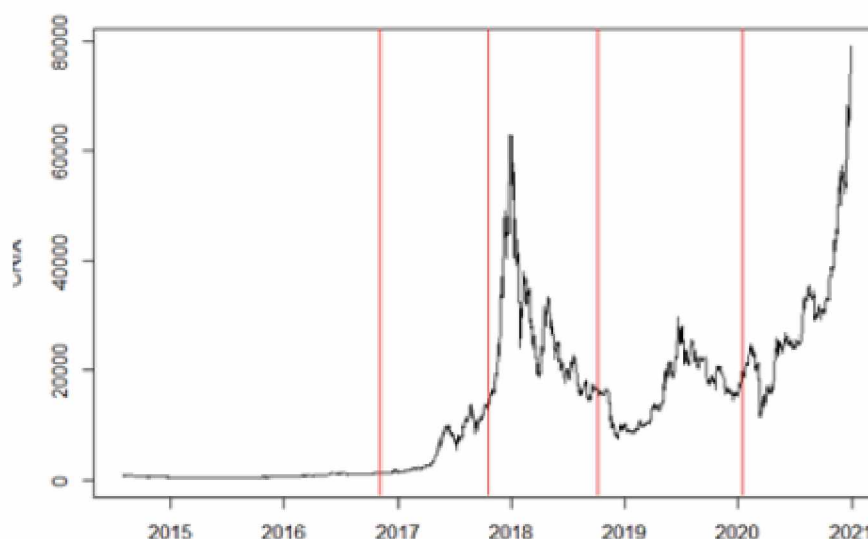
evolução da eficiência do mercado de criptoativos utilizando uma série histórica de preços de 15 moedas (Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Ripple (XRP), Bitcoin Cash (BCH), Bitshares (BTS), Litecoin (LTC), Cardano (ADA), Binance Coin (BNB), EOS (EOS), Neo (NEO), Dash (DASH), Stellar (XLM), Tronix (TRX), Tether (USDT) e Chainlink (LINK)) e um índice de eficiência que captura os vieses de memória de longo e curto prazo (CRIX), bem como a autocorrelação de primeira ordem. Os dados foram coletados do site Yahoo Finance no período de 02/08/2014 a 31/12/2020, totalizando 2.327 dados que foram divididos em 5 períodos de análise, conforme Quadro 3.2, tendo sido o índice mencionado calculado para cada um deles. Como resultados, os autores observaram a existência de oscilações entre os índices de eficiência ao longo dos períodos analisados (Figura 3.1), verificando uma maior ineficiência em momentos de ascensão do mercado, e ainda segundo os autores, caracterizando o cenário atual como uma bolha especulativa. Ainda é possível verificar comportamentos similares nas maiores criptomoedas analisadas, especialmente o Bitcoin, Ethereum e Cardano.

QUADRO 3.2 – SEGREGAÇÃO DOS DADOS DA PESQUISA DE ABREU ET. AL (2022).

Período	Duração	Nº dias	Característica
Período 1	02/08/2014 15/11/2016	821	Consolidação do mercado de criptomoedas
Período 2	16/11/2016 27/10/2017	349	Entrada de novos investidores, institucionalização de legitimidade das atividades relacionadas as criptomoedas, e grande euforia dos novos investidores
Período 3	28/10/2017 11/10/2018	349	Começo da desaceleração dos preços do Bitcoin e fim da euforia
Período 4	12/12/2018 16/01/2020	462	Lançamento de novas <i>altcoins</i> , e aumento dos movimentos internacionais em direção a regulação
Período 5	17/01/2020 31/12/2020	347	Encolhimento devido a pandemia do covid-19 e entrada de investidores institucionais, redução das taxas de juros americanas, início de uma nova redução das moedas mineradas de Bitcoin pela metade (<i>halving</i>) e novo período de euforia

FONTE: DE ABREU et. al (2022).

FIGURA 3.1 – DIVISÃO DO PERÍODO PELO ÍNDICE CRIX



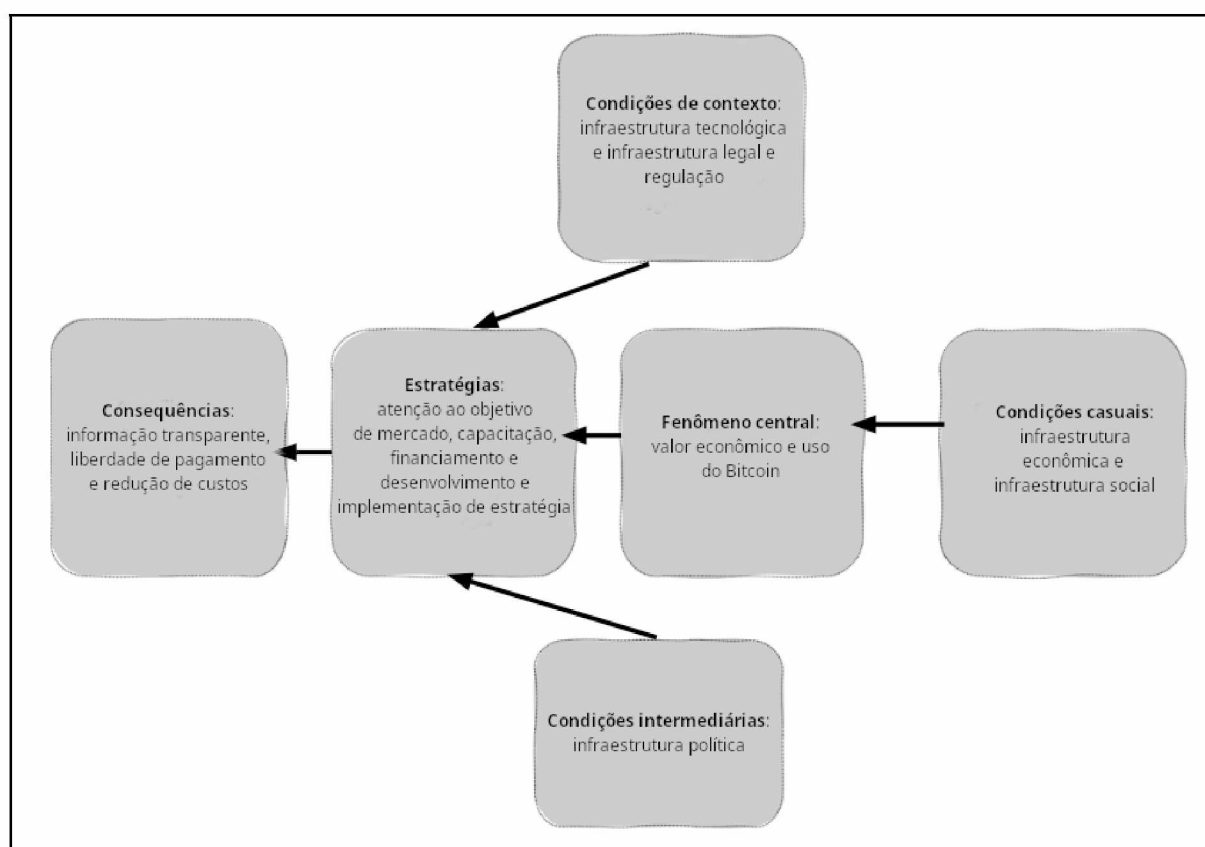
FONTE: DE ABREU et. al (2022).

Com base na análise dos dados históricos das criptomoedas separados por período e do índice CRIX pode-se ver que o período 2 teve um considerável aumento de operações, bem como o risco nessas operações. Nos 2 períodos seguintes houve uma queda nos preços e consequentemente, uma redução no risco, pelo ambiente estar mais estável. Durante o período 4 houve uma redução no retorno médio e na volatilidade, e finalmente, durante o período 5, o risco foi mantido com um aumento de mais de oito vezes o valor do último período, historicamente inferior apenas ao período 2.

O trabalho de DeVries (2016) faz a análise das moedas digitais e do Bitcoin conforme a matriz SWOT (forças, fraquezas, oportunidades e ameaças), demonstrando seu potencial de uso em transações que precisam ser rápidas ou entre países, para que não se pague muitas taxas. Menciona ainda que seu valor depende de se uso, e que hoje existem limitados negócios que aceitam essas moedas devido a sua alta volatilidade. Por fim, menciona que a mídia tem sido bastante contra a adoção dessas moedas por elas serem semi anônimas, e devido a isso tem-se a impressão que podem ser usadas no mercado ilegal.

A pesquisa de Sharifi e Ghorbanpour (2022) faz um levantamento dos conceitos, funcionamento e estrutura de uso do Bitcoin, com foco no Irã, tendo como resultado a identificação de 14 grupos principais, 14 componentes principais e outros 88 como subcomponentes, e através disso gera-se o fluxograma apresentado na Figura 3.2. Com isso, busca-se analisar as consequências de se criar a infraestrutura necessária para expansão das transações utilizando o Bitcoin.

FIGURA 3.2 – FLUXOGRAMA DE INFRAESTRUTURA



FONTE: Adaptado, Sharifi e Ghorbanpour (2022).

Quanto ao tempo de existência das criptomoedas, o estudo de Gatabazi et al. (2022) busca investigar o tempo de vida de cerca de 500 moedas entre 2009 e 2021, com objetivo de entender seu tempo de sobrevivência. As moedas foram escolhidas entre as que se tinha clareza nas informações e disponibilidade de uma pesquisa acerca delas (*White paper*), e como resultados, obtiveram que as moedas lançadas entre 2013 e 2017 tinham um maior risco de deixar de existir no futuro.

Nessa seção a maior parte das pesquisas se debruçam sobre as moedas digitais tradicionais e mais conhecidas, pouco inovando e pesquisando as demais, com diferencial para a pesquisa de Vidal-Tomás et. al (2021), onde os autores buscam uma maior representatividade do setor em sua pesquisa.

3.3 CRIAÇÃO E LANÇAMENTO DE CRIPTOMOEDAS

Quanto a criação e lançamento de moedas digitais, muitos pesquisadores também se debruçaram sobre os fatores que poderiam ou não influenciar no sucesso de

uma oferta inicial de moedas digitais, como por exemplo Fisch (2019), Ante et al. (2018) ou Deng et al. (2018).

Já no estudo de Gadi e Sicilia (2022), investiga-se o crescimento dos mercados de criptomoedas e suas propriedades de *hedge*, segurança e diversificação, considerando a diversidade de ativos e o aumento de alternativas e serviços financeiros descentralizados. Utilizando o modelo de Baur e McDermott, a pesquisa analisa 24 criptomoedas em um período de 4 anos. Os resultados mostram que as *stablecoins* mantêm a propriedade de *hedge* na maioria dos mercados analisados, antes e durante o Covid-19. Já as propriedades de investimento do Bitcoin mudaram após o início da pandemia, e a correlação entre China/Rússia e criptomoedas desapareceu após a pandemia.

O objetivo da pesquisa de Levulyte e Sapkauskien (2021) é o de investigar a capacidade das criptomoedas de desempenharem as 3 funções principais do dinheiro: meio de troca, unidade de conta e reserva de valor. A pesquisa analisa Bitcoin, Ethereum e Ripple, não apenas em relação às moedas fortes, mas também às moedas de países em desenvolvimento através da análise estatística, como correlação de Spearman, análise de agrupamento e regressão linear, e considerou taxas de câmbio relevantes, como o dólar dos EUA, euro e outras moedas, além de índices de mercado como o S&P500 e commodities como o ouro. O estudo mostrou que Bitcoin e Ethereum podem ser considerados meios de troca, principalmente devido à redução dos custos de transação e à ausência de restrições geográficas, com benefícios financeiros também para transações cambiais. No entanto, as criptomoedas tendem a flutuar mais que as moedas tradicionais, com o Bitcoin se estabilizando mais no longo prazo, o que permite considerá-lo como uma medida de valor, semelhante às moedas de países em desenvolvimento. Já Ethereum e Ripple se comportaram de maneira distinta. Além disso, observou-se que as flutuações das criptomoedas são influenciadas pelas flutuações das moedas fiduciárias, com um atraso de cerca de 4 meses, o que sugere que os preços das criptomoedas podem ser previstos, atuando como uma forma de preservação de valor.

Assim, discute-se, além apenas da criação das moedas mas seu uso como moeda de troca corrente, destacando sua volatilidade como dificuldade nesse quesito. Como lacuna nessa seção verifica-se a falta de pesquisas sobre o ciclo de vida das moedas e quantas deixam de existir em um curto período de tempo.

3.4 RETORNO DE INVESTIMENTO

De acordo com Estalayo et al. (2019), a otimização de portfólios refere-se a alocação de investimentos em uma coleção de ativos financeiros de acordo com algum critério escolhido, de forma a conseguir ter um retorno acima do mercado, e reduzir o risco. Uma das formas que pesquisadores tem procurado usar para otimizar essa seleção de ativos é através de redes neurais, proposta dos autores mencionados, através do uso do modelo *deep recurrent network regression*, cujo objetivo é prever o valor futuro das moedas digitais, de maneira a escolher as melhores para compor o portfólio. Considerou-se apenas 7 moedas para o experimento (Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple, Dash, Stellar e Monero), com dados obtidos desde a criação de cada uma até dia 30 de dezembro de 2018. Como resultados, o modelo proposto obteve resultados superiores quando comparado com demais técnicas de regressão.

Sinon e Mba (2024) utilizam o modelo MAD-entropy para criar portfólios diversificados, minimizando riscos e maximizando retornos. Eles concluem que *stablecoins* vinculadas ao dólar e ao ouro são melhores diversificadoras para criptomoedas e ações devido à sua baixa volatilidade. O modelo MAD-entropy oferece retornos mais altos com menos risco em comparação com o modelo MAD. O conjunto de dados inclui duas ações, o índice *Standard and Poor's 500* e o índice *Financial Times Stock Exchange 100*, duas criptomoedas e quatro *stablecoins* atreladas ao dólar dos EUA ou ao ouro.

O estudo de Kerr et al. (2023) examina as principais criptomoedas, casos famosos que as mesmas foram utilizadas para fraude (como o escândalo da FTX em 2022), riscos associados e o desempenho financeiro das moedas digitais. O estudo discute o debate sobre se elas são uma oportunidade de investimento, uma nova bolha financeira ou um esquema de pirâmide. Embora as criptomoedas tenham superado os índices de ações em períodos anteriores, quedas acentuadas em seu valor também ocorrem, sendo em geral 3x pior que os índices de ações, e os casos de fraude indicam que investir em criptomoedas envolve riscos muito maiores do que investimentos tradicionais no mercado de ações.

Nzokem e Maposa (2024) analisaram a distribuição dos retornos diários do Bitcoin e do índice americano S&P 500, avaliando os riscos com base em medidas financeiras. Os resultados mostram que o S&P 500 apresenta uma distribuição mais concentrada, enquanto o Bitcoin tem caudas (ao plotar no gráfico) mais pesadas, trazendo retornos extremos mais frequentes. Apenas 40,32% dos retornos do Bitcoin estão dentro de

$\pm 1,23\%$, contra 80,05% no S&P 500. Além disso, o Bitcoin tem 39,73% mais probabilidade de gerar retornos diários elevados (positivos ou negativos), e o valor médio de perda extrema (AVaR) é quatro vezes maior que o do S&P 500 para o mesmo nível de risco.

Giliazova (2022) realiza uma pesquisa com o objetivo de calcular o retorno de investimentos com base em um portfólio de criptomoedas no período de 2014 até 2021, considerando uma estratégia lucrativa e de baixo risco e utilizando os dados estatísticos que qualquer investidor teria acesso, e incluindo também *altcoins*. Como resultados obtêm-se que a maior parte deles é pior que a estratégia de somente comprar Bitcoin, além de possuir maior risco e que um investidor precisaria de cerca de 4.000 dólares mensalmente para investir em todas as moedas do mesmo. Na pesquisa utilizou-se 50 moedas digitais e 1.820 *altcoins*, com os dados sendo obtidos do site coinmarketcap.com e exclusivamente para criptomoedas que tivessem o valor de mercado acima de 1.000 dólares, e com base nesses dados foram criadas 182 opções de portfólios.

Gaies et al. (2024) analisam a resiliência do Bitcoin e do Ethereum à inflação e à instabilidade financeira durante crises globais, envolvendo a coleta de dados por 5 anos, o que engloba eventos como a pandemia causada pelo Covid-19 e a guerra entre a Rússia e a Ucrânia. Eles constatam que o Bitcoin reage às expectativas de inflação, elevando seu preço, mas perde eficácia como *hedge* em mercados de baixa e contra instabilidade financeira. Já o Ethereum mostra uma relação mais variável com a inflação, sendo menos vulnerável à instabilidade no longo prazo, mas mais frágil em cenários pessimistas.

Por fim, o Quadro 3.3 demonstra algumas outras pesquisas nessa temática com o modelo utilizado e qual é a comparação realizada.

QUADRO 3.3 – ESTUDOS REALIZADOS ACERCA DO RETORNO DE INVESTIMENTO EM CRIPTOMOEDAS

Pesquisadores	Modelo	Comparação
Ghorbel e Jeribi (2020)	BEKK-GARCH e DCC-GARCH	Análise de volatilidades de criptomoedas (Bitcoin, Dash, Ethereum, Monero, e Ripple), índices financeiros, petróleo e ouro
Saleem et al. (2024)	Modelos de regressão linear, testes de causalidade de Granger e estudos de caso	Dow Jones, dólar, Índice de Preços ao Consumidor e operações bancárias tradicionais
Gökgöz et al. (2024)	Modelos corrigidos de Correlação	Ouro e <i>stablecoins</i> lastreadas em ouro.

	Condicional Dinâmica Assimétrica e Heterocedasticidade Condicional Autoregressiva Exponencial (ADCC-GARCH)	Índices dos países participantes do G7
Vurur (2021)	Teste de causalidade assimétrica Hatemi-J	Índice de pânico (PIndex), Bitcoin, Ethereum e Ripple
Yen e Hui-Pei (2021)	Investigação da relação entre o índice de incerteza da política econômica da China (EPU) e a volatilidade das criptomoedas	EPU, Bitcoin e Litecoin
Kristjanpoller, Nekhili e Bouri (2024)	Análise Multifractal e Correlação Cruzada Assimétrica	4 ETFs de <i>Blockchain</i> , Índice Nasdaq
Abakah et al. (2022)	Técnicas de Integração Fracionária	Bitcoin (BTC), Stella (STEL), Litecoin (LITE), Ethereum (ETH), XRP (Ripple), Dash, Monero (MONE), NEM, Tether (TETH), KBW NASDAQ Technology Index (KFTX), NASDAQ Artificial Intelligence Index (AI).

FONTE: Da Autora (2025).

Por fim, tem-se que o desejo de prever a direção do mercado não é algo apenas do setor de moedas digitais, mas também de ações e commodities, e com isso diversas pesquisas trabalham, em geral, com moedas tradicionais, criação de portfólios e comparação dos resultados com investimentos tradicionais. Aqui também há uma clara preferência por moedas tradicionais e o alerta da volatilidade desse tipo de ativo. Também deixa a lacuna das moedas menos conhecidas, que podem muitas vezes terem um grande potencial de crescimento (e muitas vezes de perda).

3.5 COMPARAÇÃO DAS CRIPTOMOEDAS COM ATIVOS TRADICIONAIS

Dentre o levantamento de pesquisas realizado em bases com IEEE, verificou-se que a maioria das pesquisas visa fazer a correlação da oscilação de valor entre alguma moeda digital e algum outro produto como o óleo ou o ouro, ou então procuram prever os preços. Quanto às técnicas utilizadas são variáveis, como *machine learning*, redes neurais e *deep learning*, além de análises voltadas a economia e uso das moedas.

No trabalho de Caporale et al. (2023) aplica-se métodos de integração fracionada

e cointegração para examinar as propriedades univariadas das quatro principais criptomoedas (BTC, ETH, USDT, BNB) e de quatro índices do mercado de ações dos EUA (S&P500, NASDAQ, Dow Jones e MSCI para mercados emergentes), além de analisar a possível existência de vínculos de longo prazo entre eles. Utilizando dados diários de cerca de 5 anos, os resultados indicam eficiência de mercado nas criptomoedas, mas não nos índices de ações. Dessa forma, a pesquisa sugere que, na maioria dos casos, não existem relações de equilíbrio de longo prazo entre os ativos.

Na pesquisa de Doumenis et al. (2021), os autores analisaram a viabilidade do Bitcoin como moeda e ativo de investimento, comparando sua volatilidade com o S&P 500, ouro e títulos do tesouro americano, considerando o período de 7 anos e a correlação de Pearson. O estudo concluiu que o Bitcoin tem alta volatilidade e se comporta mais como um ativo especulativo do que uma reserva de valor estável. Além disso, o mesmo não apresenta correlação com títulos do tesouro americano.

Vidal-Tomás, Ibáñez e Farinós (2021) analisaram a eficiência econômica do mercado de criptomoedas após o lançamento dos futuros de Bitcoin, utilizando as técnicas de Análise Envolvória de Dados (DEA) e os Índices de Malmquist. Os resultados indicam que a introdução dos futuros de Bitcoin não afetou a eficiência econômica do mercado. No entanto, observa-se que o Bitcoin obteve o melhor equilíbrio risco-retorno devido à sua liquidez, em comparação com outras criptomoeda, demonstrando a preferência do mercado por ela. Na análise considerou-se 86 moedas virtuais com os dados coletados pelo período de 11 meses.

Nikolova et al. (2020) apresentaram uma metodologia para calcular a probabilidade de agrupamentos de volatilidade, com foco nas criptomoedas, usando o método FD4. Os resultados mostram que as probabilidades de agrupamentos de volatilidade para Bitcoin/USD, Ethereum/USD e Ripple/USD são significativamente mais altas do que para ativos tradicionais como o S&P500, Apple e o par Euro/USD, sugerindo que a volatilidade das moedas digitais mudam mais rapidamente do que nos ativos tradicionais.

O trabalho de Al-Mansour (2020) foca nos investidores árabes de criptomoedas, com o objetivo de investigar o comportamento e fatores que influenciam sua tomada de decisão nesse mercado.

Syed et al. (2022) analisaram a relação entre *green bonds*, bitcoins e a incerteza da política econômica dos EUA (EPU). Eles descobrem que choques positivos na EPU reduzem o desempenho dos títulos verdes, enquanto choques negativos o aumentam. Há

uma relação bidirecional entre bitcoins e *green bonds*, além de uma conexão com ativos como energia limpa e petróleo.

A pesquisa de Piñeiro-Chousa, Sevic e Lopez (2023) avalia o impacto das mensagens do antigo Twitter (*tweets*), indicadores sociais, incerteza e índices de atenção em variáveis selecionadas, calculadas a partir de 51 produtos *crypto*, após exclusão dos que estavam com os dados incompletos. Com base nisso, identificou-se que alguns retornos são impactados pelos *tweets*, principalmente no número de coleta de mensagens semanal e pelo número de curtidas dessas mensagens. O índice S&P500 tem uma influência negativa nos retornos das criptomoedas.

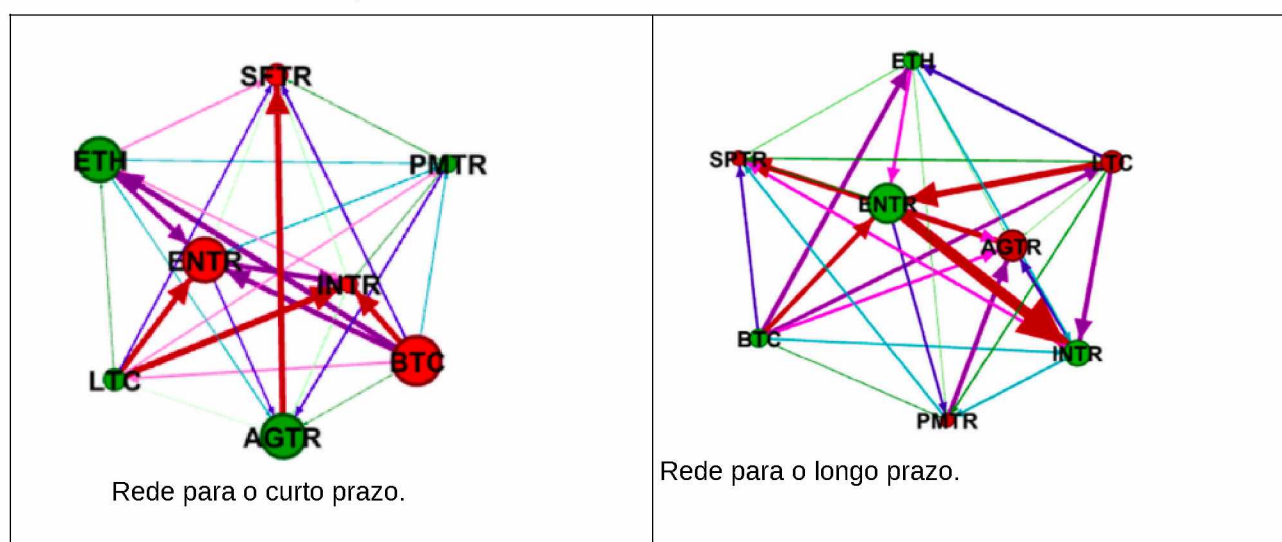
Anastasiou, Ballis e Drakos (2021) examinam o efeito da análise de sentimentos no risco de quebra das criptomoedas, particularmente em 23 delas, considerando um período de coleta de dados de 6 anos. Como resultados obtiveram que uma crise de sentimento relacionado as moedas digitais poderia aumentar o risco de quebra das mesmas.

Kyriazis et al. (2023) investigam a relação causal não linear entre as moedas digitais Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin e Tether, coletados por um período de 4 anos, e índices de referência internacionais, como o MSCI World, que representa o desempenho financeiro de grandes e médias capitalizações em 23 países. Os autores identificam causalidade significativa em quantis inferiores para poucos setores, mas destacam que todos os ativos analisados impactam a volatilidade dos índices, especialmente durante fortes flutuações de preços. Os resultados indicam que as criptomoedas estão se consolidando como mecanismos de *hedge*, semelhantes a ativos financeiros tradicionais, sendo usados para proteger portfólios e na defesa contra oscilações extremas, em diferentes cenários de mercado.

Uma continuidade da pesquisa foi feita por Kyriazis, Papadamou e Tzeremes (2023) e Kyriazis e Corbet (2024), e segue a mesma linha de Rubbaniy et al. (2021), investigando se criptomoedas, metais preciosos, commodities industriais, energéticas e agrícolas funcionam como refúgios seguros contra a extrema volatilidade dos principais índices de ações bancárias globais em períodos de crise, como a pandemia de COVID-19 e o conflito entre Rússia e Ucrânia. A pesquisa utiliza dados diários e metodologias de conectividade dinâmica em pares e estendida de Quantile-VAR para analisar a relação entre os principais ativos financeiros e os índices bancários durante crises. Os resultados indicam que o petróleo bruto, o Ethereum e o Bitcoin desempenham um papel significativo na transmissão de choques de valor aos índices bancários nesses períodos, enquanto outras criptomoedas de grande capitalização não apresentam influência relevante.

Mo, Meng e Zheng (2022) analisam a dinâmica temporal e de frequência da conectividade entre criptomoedas e *commodities*, destacando o papel das criptomoedas como transmissoras de risco, especialmente durante a COVID-19. Os transbordamentos de risco variam ao longo do tempo e em diferentes frequências. A análise de portfólio indica que, no pós-COVID-19, as criptomoedas se tornam um hedge mais eficiente, especialmente nos setores ENTR e PMTR. Assim, os investidores devem ajustar a alocação de criptomoedas nos portfólios conforme a eficácia do hedge no cenário pós-pandemia. Tal mudança pode ser vista na Figura 3.3 que demonstra a diferença entre o curto e longo prazo, respectivamente, e que a cor vermelha indica ativos que atuam como transmissores líquidos de risco (ou seja, que espalham mais risco para outros ativos), e a cor verde indica os ativos que atuam como receptores líquidos de risco (ou seja, que absorvem mais risco de outros ativos).

FIGURA 3.3 – COMPARAÇÃO ENTRE A CURTO E LONGO PRAZO NA CONECTIVIDADE E DISTRIBUIÇÃO DO RISCO ENTRE CRIPTOMOEDAS E *COMMODITIES*



FONTE: Mo, Meng e Zheng (2022)

Além disso, conforme Mo, Meng e Zheng (2022), o ouro, o gás natural e o trigo são identificados como os principais absorvedores de transbordamentos dos índices bancários durante crises, com efeitos mais pronunciados em momentos de volatilidade excepcional. Essas descobertas sugerem que o risco no setor bancário pode ser mitigado de forma eficaz por ativos tradicionalmente considerados portos seguros, como o ouro, e contrabalançado por commodities de alto desempenho, como o gás natural e o trigo.

Keilbar e Zhang (2021) fazem o levantamento e identificação entre as principais criptomoedas e o trabalho de Zhang et al. (2018), que reporta a correlação entre o retorno de várias moedas digitais.

Como resumo da seção tem-se que, em geral, a comparação é feita com as moedas digitais mais conhecidas, como Bitcoin e Ethereum, frente a correlação com comparação com outros ativos, desde os mais comuns como ouro, petróleo e ações em geral, até a comparação com mercados em desenvolvimento ou moedas mais fracas. Novamente o foco é basicamente nas criptomoedas mais conhecidas.

3.6 PREDIÇÃO DE VALOR

A predição de valor de ativos sempre é um desafio devido a sua volatilidade e influências externas como notícias, política, economia, entre outros. Com base nisso, Tanwar et al. (2021) afirma que o preço das moedas digitais depende de mais de 25 fatores técnicos, além do sentimento do mercado, e que muitas moedas digitais menores acabam seguindo a tendência das maiores e mais conhecidas, como o Bitcoin ou Ethereum.

O trabalho de Tanwar et al. (2021) traz um modelo híbrido baseado em *deep learning* e LSTM (*Long Short Term Memory*) cujo objetivo é a previsão de preços do Litecoin e Zcash em tempo real. Para isso, eles alimentaram o modelo com dados dos últimos 5 anos e fizeram o teste em tempo real, comparando com os valores atuais.

Wimalagunaratne e Poravi (2018) tiveram por objetivo capturar os principais fatores que poderiam afetar o preço das criptomoedas e utilizaram aprendizado de máquina nos dados, de forma a prever o preço dos crypto ativos. Como principais fatores os autores consideraram a opinião pública a respeito do setor e a saúde do mercado. Para o primeiro utilizaram a mineração de sentimentos a partir das mensagens obtidas no Twitter e para o segundo, o histórico de preços. Como resultados consideraram dados de 3 meses, e tiveram uma acurácia de 85% na previsão do Bitcoin, 93,33% na previsão dos valores do Ethereum e 70% para o Bitcoin Cash, e como limitações do trabalho trataram sobre a dificuldade de encontrar mensagens no Twitter envolvendo discussões a respeito de moedas menos conhecidas, o que pode levar a uma menor acurácia na previsão desses valores.

Sridhar e Sanagavarapu (2021) procuram prever o valor da *altcoin* Dogecoin, para isso, capturam os dados de entre 5 de Julho de 2019 até 28 de Abril de 2021, de hora em hora, e utilizam o *Multi-Head Self-Attention* para predição, obtendo uma acurácia

de 98,46%, quando comparado com outras pesquisas similares.

O estudo de Al-Qudah et al. (2023) tem como foco a previsão de valores das *altcoins* Ethereum e Litecoin através do método *Long-short term memory*. Para isso, eles adquiriram os dados delas entre 1 de Janeiro de 2018 até 20 de Setembro de 2021, a partir da plataforma Kaggle. Os dados foram divididos em 80% para treinamento e 20% para testes, com uma média de erro absoluta menor que 0,01%.. Os autores ainda apresentam os pontos positivos e negativos de vários outros métodos que foram publicados por outros autores, e por fim, finalizam com uma discussão a respeito da correlação delas com o Bitcoin.

Sasmaz e Tek (2021) investigam a análise de sentimento automatizada para criptomoedas utilizando a *altcoin* chamada NEO e o Twitter. Foram coletados dados referentes a um período de 5 anos e em inglês, manualmente categorizados como contendo sentimentos positivos, neutros ou negativos, e através do *Random Forest* obteve-se uma acurácia de 77%, além de encontrarem correlações positivas entre o número diário de mensagens no Twitter e a oscilação diária do valor da moeda virtual, e uma correlação de 91% entre os preços do Bitcoin e do Ethereum.

No estudo de Kaneko (2021) o objetivo é o de examinar, através do uso de séries temporais, a flutuação de 10 moedas DeFi e NFT, de forma a comparar com a oscilação do Ethereum. Os dados foram coletados da plataforma CoinMarketCap entre Agosto de 2020 e Julho de 2021, sendo que as moedas foram escolhidas entre as com maior capitalização em Agosto de 2021. A criação do modelo também englobou a coleta de dados do Google Trends. Como resultados, obteve-se que a pesquisa a respeito do Bitcoin costuma afetar de forma negativa seus preços na semana seguinte, fazendo com que o preço de mercado flutue mais rápido. Quanto ao Ethereum, a oscilação do Bitcoin afeta o mesmo de forma positiva, assim como as demais *altcoins*.

Outros estudos na mesma linha são o de Acosta e Arana (2023) que procuram prever o preço da moeda Cardano através de técnicas de aprendizado de máquina, como SVM, LSTM e BiLSTM, e adicionalmente, utilizaram mensagens coletadas no antigo Twitter como análise de sentimento, considerando janelas de 1, 7, 14, 21 e 30 dias, obtendo como resultado um erro menor que 22% na previsão mensal.

Assim, a predição de valor faz uso de várias técnicas, dentre as principais séries temporais e inteligência artificial, de forma a auxiliar os investidores na tomada de decisão de quando é melhor comprar ou vender um determinado ativo. De forma similar as demais pesquisas, a aplicação dos métodos em geral recaem sobre as criptomoedas mais

conhecidas.

3.7 VIESES COMPORTAMENTAIS

Al-Mansour (2020) menciona que entender o motivo de quebra de mercados tem sido um vasto campo de pesquisa, visto que eles acontecem devido ao pânico dos investidores devido a certos eventos, como desastres naturais, excesso de otimismo com um ou mais setores da economia, uso excessivo de crédito, entre outros. E os investidores muitas vezes acabam sendo vítimas de vieses, fragilidade ou ineficiência dos mercados.

O trabalho de Huang e Tanaka (2022) aborda os vieses comportamentais dos investidores de criptomoedas, onde foram obtidos 3 vieses de comportamento por trás das carteiras e 5 diferentes propriedades, o que permitiu diferenciar os investidores robôs dos humanos. Para isso, foram analisados os portfólios de investimentos de 952 investidores utilizando as informações de suas carteiras, diretamente da rede Ethereum, no período de Junho de 2020 até Setembro de 2022. Os vieses identificados foram os seguintes: *Disposition effect*, *Narrow framing*, *Overconfidence*, tamanho, performance, risco e quantidade diárias de trades (compra e venda), considerando-se uma carteira de criptomoedas. Além disso, foram aplicados testes estatísticos nos dados como Shapiro-Wilk e Mann-Whitney U.

Bouri et al. (2019) analisa que o exponencial crescimento de uma criptomoeda pode levar ao mesmo comportamento de outras, demonstrando evidências entre esses ativos.

Depois do Bitcoin e outras criptomoedas terem sido banidas da China em 2021, Yu e Chen (2024) analisaram o comportamento dessas moedas, tendo como resultado que elas se tornaram mais interconectadas após esse banimento e que os índices de conectividade líquida da maioria delas mudaram significativamente após a proibição. Descobriu-se ainda que dentre todas as moedas digitais analisadas, o Bitcoin é o maior receptor de volatilidade líquida e a Solana, o maior transmissor de volatilidade líquida. Os dados foram obtidos do site CoinMarketCap, contendo as cotações diárias no período de um ano, e referem-se à análise de 6 moedas: Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance Coin (BNB), Solana (SOL), Cardano (ADA) and XRP; escolhidas por representar, em 2021, 72,5% do mercado de capitalização referentes às criptomoedas. Utilizou-se a metodologia DCC-GARCH, o teste t e teste Bai-Perron para as análises, sendo que a conectividade entre as moedas antes do banimento era de 61,49%, e 73,22% após, o que

indica que a China tem uma grande influência no mercado de moedas digitais.

No trabalho de Rubbaniy et al. (2021), os pesquisadores tiveram como objetivo analisar o comportamento de 101 moedas virtuais durante o período de Janeiro de 2015 à Junho de 2020, de forma a verificar se existia um comportamento de rebanho durante período de grande *stress*, como o ocorrido durante os *lockdowns* causados pela Covid-19. Essa quantidade de moedas foi escolhida por representarem cerca de 80% do setor e a pesquisa foi aplicada com dados de alguns países europeus e Estados Unidos. Os resultados fornecem evidências significativas de que o comportamento dos investidores é assimétrico durante regimes de alta e baixa, e utilizando o índice VCRIX para avaliar o medo dos mercados mencionados, não foi encontrado evidência de comportamento de rebanho quando o medo prevalece nos mercados, mas houve esse viés a partir do momento em que o *lockdown* foi relaxado.

Os pesquisadores Geuder et al. (2019) investigam o comportamento dos preços do Bitcoin entre os anos de 2016 e 2018, onde encontram algumas bolhas no período com comportamento “explosivo” e sua posterior queda, indicando esse ser um comportamento comum dentro dos preços do ativo.

Dessa forma, os vieses comportamentais procuram indicar períodos em que determinado comportamento se aplica, seja de baixa ou alta na valorização dos ativos, de forma a auxiliar os investidores. Com relação as criptomoedas tem-se que em geral elas tendem a seguir a movimentação do Bitcoin, embora não tenha sido encontrado pesquisas que busquem explorar o comportamento de outras categorias, como as *memecoins* ou *tokens*, quando comparado com as moedas digitais mais conhecidas.

Além desses, existem muitos trabalhos envolvendo a África do Sul, como o de Erasmus e Bowden (2020), Greeff (2019), Amadi-Echendu (2021). E no Quadro 3.4 tem-se o resumo de algumas outras pesquisas encontradas.

QUADRO 3.4 – DEMAIS PESQUISAS RELACIONADAS ÀS CRIPTOMOEDAS

Autor/ Ano	Tecnologia / Método utilizado
Huynh et al., 2015	Explora a conexão entre o retorno do Bitcoin e o mercado de óleo americano
Sovbetov et al., 2018	Os autores consideram vários fatores (popularidade da moeda, custo de mineração, tendências de mercado, comportamento de compra, entre outros) que podem influenciar os preços e volume do Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, e Monero
Hitam et al., 2019	Demonstra como uma otimização SVM baseada em PSO é melhor que somente o SVM na previsão de preços de moedas digitais
Radityo et al., 2019	Desenvolveu um modelo para previsão dos preços de Bitcoin no dia

Autor/ Ano	Tecnologia / Método utilizado
	seguinte utilizando o método ANN e comparando os resultados com métodos ANN (BPNN, GANN, GABPNN, e NEAT)
Rothman et al., 2019	Usou videos e postagens no Youtube, Facebook, Reddit e Telegram para análise de sentimentos nas moedas digitais
Greeff, 2019	Investiga os efeitos do não pagamento de impostos (VAT) ao se realizar transações em Bitcoin, que vem crescendo exponencialmente no país, e a legislação pertinente que está sendo criada em outros países realizando-se uma comparação com a África do Sul, de forma a auxiliar na regulamentação que está sendo criada desde 2018 pelo Tesouro Nacional.
Huynh et al., 2020	Procura a relação entre o movimento do Bitcoin e o valor do ouro e da platina.
Koker et al., 2020	Utiliza uma rede ML com reforço direto para reduzir o risco de operação do Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple e Monero
Kraaijeveld et al., 2020	Utilizou a análise pública de sentimento no Twitter para tentar prever os preços de 9 diferentes moedas digitais
Okorie et al., 2020	Busca evidências da correlação entre a volatilidade das moedas digitais e os preços do óleo bruto
Erasmus e Bowden, 2020	Discute como a falta de regulamentação e na descentralização das moedas digitais podem facilitar a lavagem de dinheiro, com foco na África do Sul, além de mencionar alguns desafios na regulamentação das criptomoedas.
Narman et al., 2020	Descrevem o quão positivo e negativo os comentários em redes sociais afetam os preços das moedas digitais
Thampanya et al., 2020	Verificam a correlação entre o ouro e as moedas digitais, e seu efeito no mercado de ações Tailândes
Ante et al., 2021	Analisa quanto as postagens do Elon Musk no Twitter afetam os retornos de curto prazo e o volume de transações
Foglia e et al., 2021	Verifica a conexão entre as incertezas da economia de diferentes países e a incerteza de preços das moedas digitais entre os anos de 2013 e 2021.
Ortu et al., 2021	Utiliza 4 diferentes técnicas de deep learning (MLP, CNN, LSTM e ALSTM) com indicadores de mídias sociais para previsão de preços
Amadi-Echendu, 2021	Apresenta um estudo qualitativo referente ao uso do <i>blockchain</i> na compra e venda de imóveis na África do Sul, realizado com base em uma entrevista semi estruturada de 19 personalidades que podem influenciar a mudança no processo
Sharifi, Ghorbanpour, 2022	Através de uma metodologia qualitativa visa examinar os conceitos, funcionamento e a estrutura de uso, com foco no Bitcoin, pesquisa aplicada no Iran. Como resultados identificou-se para o Bitcoin 14 grupos principais, 14 componentes principais e outros 88 como subcomponentes
Häusler e Xia (2022)	Conduzem uma pesquisa quantitativa e qualitativa para mapear os índices de criptomoedas existentes, chegando a elencar as seguintes principais diferenças entre eles: quantidade de moedas digitais que os constituem, o nível de transparência, os pesos utilizados e a acurácia em mapear o setor.

FONTE: Da Autora (2025).

Por fim, o gráfico da Figura 3.4 demonstra a seleção dos artigos lidos conforme ano de publicação, indicando a abrangência da pesquisa e atualização do estado da arte, e a Figura 3.5 mostra uma nuvem de palavras com as palavras-chaves dos artigos lidos, demonstrando os assuntos paralelos de que tratam as pesquisas.

[illegible]

FONTE: Da Autora (2025).

4 METODOLOGIA

O método de pesquisa compõe-se de uma parte investigativa e uma exploratória. Na investigação serão avaliados documentos de bases de dados e livros, visando conhecer e fundamentar os aspectos teóricos envolvidos na pesquisa. Também serão avaliados sítios web relativos a operações com criptomoedas e os índices já criados, visando conhecer melhor sua dinâmica e quais indicadores são geralmente utilizados.

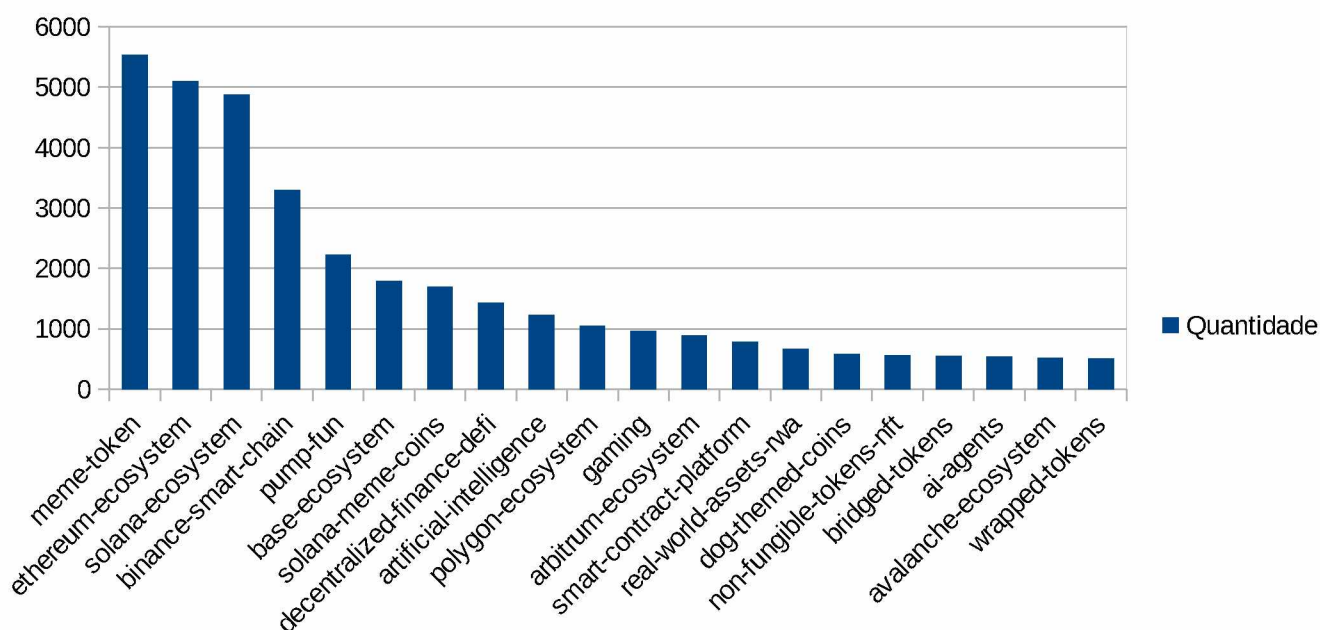
O segundo momento visa a aquisição de dados históricos dos diferentes ativos digitais identificados como moedas digitais, classificá-los e analisá-los para criação do índice dinâmico, etapa final da pesquisa. Para isso, serão utilizadas técnicas de mineração de dados como a associação como meio identificar relacionamentos entre os diferentes ativos.

4.1 SELEÇÃO DAS CATEGORIAS

Inicialmente, através do site Coingecko⁸, um dos mais completos relacionados a moedas virtuais e NFT's existentes, verificou-se que existem 628 categorias de criptomoedas, consulta realizada em 09 de Novembro de 2025. A Figura 4.1 apresenta as 20 categorias com maior quantidade de moedas, onde verifica-se a 'explosão' de moedas focadas em *memes* e *tokens*, e também em ecossistemas específicos como o envolvendo o Ethereum e Solana.

⁸ <https://www.coingecko.com/pt>

FIGURA 4.1 – TOP 20 CATEGORIAS COM MAIS MOEDAS



FONTE: Da Autora (2025).

Por outro lado, tem-se 210 categorias com menos de 10 moedas, sendo que 42 delas tem apenas 1 criptomoeda, e adicionalmente, 49 categorias não tem mais nenhuma moedas vinculada a elas. Dessa forma, das 628 categorias obtidas inicialmente, restam 579 categorias válidas, ou seja, que contém ao menos uma moeda digital.

De todas as categorias buscou-se obter as moedas que estavam vinculadas a elas, obtendo-se o total de 18.627 moedas, sendo que uma moeda pode estar associada a mais de uma categoria.

4.2 COLETA INICIAL DOS DADOS HISTÓRICOS DAS MOEDAS

A coleta inicial dos dados considerou o período de 11 anos a partir da data inicial de aquisição dos dados, sendo o período de 17/09/2014 até 01/11/2025, onde, a partir das categorias coletadas, verificou-se quais estavam listadas no site Yahoo Finance⁹ e possuíam cotação em dólares americanos, de forma que todos os valores estivessem na mesma base, ou seja, dólares americanos. A escolha desse site deu-se pelo mesmo permitir a coleta de seus dados históricos de forma gratuita e desde seu lançamento, utilizando a linguagem de programação Python através da biblioteca yfinance⁹.

Importante ressaltar que algumas criptomoedas podem estar vinculadas a mais de uma categoria e que a coleta inicial dos dados históricos levou cerca de 3 dias para

⁹ <https://finance.yahoo.com/>

finalizar, sendo que os valores coletados foram os indicados no Quadro 4.1, e que optou-se pela coleta diária de todos esses dados, mesmo que não haja intenção de utilizar todos eles no presente momento, assim a coleta fica preparada para uma futura continuidade da pesquisa.

QUADRO 4.1 – DADOS COLETADOS DAS MOEDAS DIGITAIS

Campo	Descrição
Close	Valor de fechamento, é o que será utilizado no trabalho
Low	Menor valor no dia
Open	Preço de abertura do dia
High	Maior valor no dia
Adj_close	Valor de fechamento ajustado para dividendos, em geral usado para ações
Volume	Quantidade negociada, podendo ser usada para ponderação do índice

FONTE: Da Autora (2025).

Com base nisso, obteve-se 6.957.637 dados históricos coletados entre 17/09/2014 até 01/11/2025, a depender da moeda já que cada uma possui uma data de lançamento diferente, de 8.522 moedas, uma quantidade bem inferior ao total de moedas obtidas inicialmente.

Como os dados foram coletados diretamente do site Yahoo Finance não foi necessário fazer o tratamento dos mesmos, visto que todos os dias continham um valor de fechamento (Close), o qual é utilizado para as análises a seguir, e todos tinham valores válidos.

4.3 NORMALIZAÇÃO DOS DADOS

Após o primeiro fluxo de aquisição dos dados, fez-se sua normalização. Esse processo permite maior agilidade nos processos futuros, visto que não é necessário, a cada requisição, fazer novamente o mesmo processo, embora o processamento inicial tenha levado cerca de 10 horas para ser completado.

Definiu-se então que os pesos seriam normalizados usando 3 diferentes métodos, base1, zscore e minmax, conforme descritos abaixo, e cabe ao usuário escolher em qual normalização ele deseja visualizar os dados:

- Base1 = divide cada preço pelo primeiro valor histórico de cada moeda;
- Zscore: $(\text{preço} - \text{média histórica}) / \text{desvio padrão histórica}$;
- Minmax: $(\text{preço} - \text{mínimo histórico}) / (\text{máximo histórico} - \text{mínimo histórico})$.

A escolha de oferecer três tipos de normalização (Base1, Z-score e Min-Max)

justifica-se porque cada técnica atende a objetivos analíticos diferentes, e não existe uma normalização “melhor” de forma universal. Ao deixar a decisão com o usuário, o sistema se adapta a diferentes perfis de análise e evita impor interpretações que podem não ser adequadas a todos os contextos.

Assim, a normalização base1 é ajustada pelo primeiro valor histórico, sendo especialmente útil para análises comparativas de evolução temporal. Ao dividir todos os preços pelo valor inicial, todas as séries começam em 1, permitindo a comparação do crescimento relativo entre moedas ao longo do tempo, a visualização da valorização ou desvalorização percentual de forma mais simples, e a preservação da forma da série sem interferir na sua dinâmica original, sendo indicada quando o foco é o desempenho acumulado e comparação de trajetórias.

Já o Z-score é uma padronização estatística que transforma os dados em termos de desvio em relação à média histórica, medido em unidades de desvio padrão. Essa abordagem é adequada para identificar anomalias, picos e quedas atípicas, comparar moedas com volatilidades diferentes em uma mesma escala e a realização de aplicações estatísticas e modelos que assumem dados padronizados sendo especialmente útil quando o interesse está no comportamento relativo ao padrão média–volatilidade, e não no valor absoluto.

Por fim, o método Min-Max é baseado na normalização para intervalo fixo, em que os preços são escalados para um intervalo padrão (geralmente $[0,1]$), facilitando as comparações visuais claras entre séries com escalas muito distintas e a interpretação da posição atual do preço em relação ao seu histórico mínimo e máximo, sendo indicada quando o objetivo é a visualização uniforme ou preparação de dados para algoritmos sensíveis à escala.

Como cada normalização enfatiza um aspecto diferente dos dados (crescimento, desvio estatístico ou posição relativa no intervalo histórico), cabe ao usuário escolher aquela que melhor se alinha ao seu objetivo analítico. Essa flexibilidade aumenta a transparência da análise, evita vieses interpretativos que poderiam ser impostos pelo sistema e torna a ferramenta mais robusta e versátil para diferentes casos de uso.

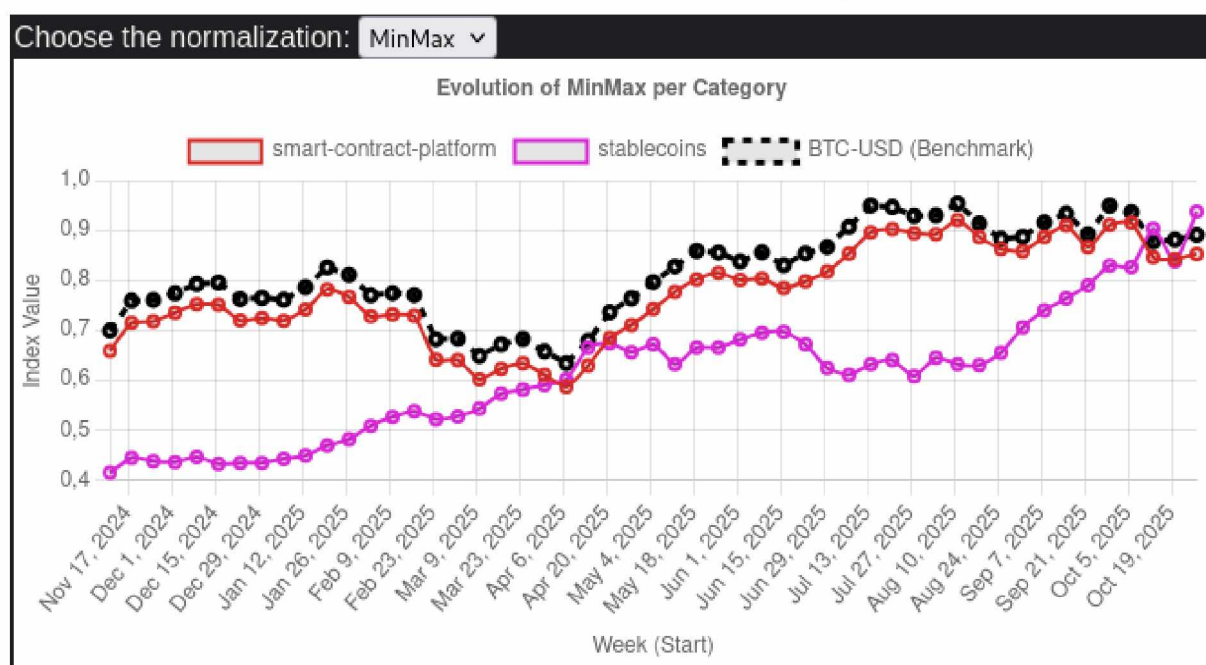
A partir desses valores são gerados os índices iniciais por categoria (média, mediana, desvio padrão), todos valores já salvos no banco de dados. Esse processamento inicial é mais ‘pesado’ devido ao tempo de aquisição das moedas e ao processamento, os demais apenas farão a atualização dos dados, assim trabalha-se com uma normalização incremental para as novas moedas e novos dados, pois sempre que

houver uma nova coleta, não apenas seus dados são coletados, mas atualiza-se o índice da categoria, mantendo o sistema escalável e sem precisar recalcular a série histórica toda vez.

A normalização dos dados é gerada utilizando os valores diários de cada moeda, enquanto que os dados estatísticos de cada categoria são gerados considerando-se o fluxo semanal, de forma que ruídos diários sejam amortizados, não gerando tanto impacto nas métricas.

Essa normalização permite uma melhor comparação entre as categorias smart-contract-plataform e *stablecoins*, por exemplo, onde utiliza-se o Bitcoin como *benchmark*, conforme pode ser observado na Figura 4.2, na normalização minmax.

FIGURA 4.2 – COMPARAÇÃO ENTRE AS CATEGORIAS SMART-CONTRACT-PLATAFORM E STABLECOINS COM O BITCOIN NA NORMALIZAÇÃO MINMAX



FONTE: Da Autora (2025).

4.4 GERAÇÃO DO ÍNDICE

Assim como os dados estatísticos e de normalização, o índice também é calculado semanalmente, e para cada método de normalização (valor original, base1, zscore e minmax) é calculado o índice, o desvio ponderado e o CV (coeficiente de variação), que consiste na divisão do desvio pela média. Os valores são salvos no banco de dados considerando-se a data de início e final da semana, agrupados por categoria, e já

armazena também as moedas que fizeram parte do índice naquela data, facilitando a recuperação futura da informação.

O índice é calculado com base nos dados normalizados no passo anterior, com a semana iniciando na segunda-feira e terminando no domingo, além de que a moeda Bitcoin (BTC-USD) não entra no cálculo do índice de nenhuma categoria, sendo utilizado como *benchmark* comparativo devido a sua importância e alta valorização.

Para se evitar a duplicação, o *script* tira a média semanal de cada moeda, ou seja, se uma moeda tem dados de 7 dias na semana o registro vira 1 linha com a média da semana. Após isso, para cada categoria e semana pega-se todas as moedas participantes e usa como peso o valor original da semana, fazendo com que as moedas com maior valor original semanal tenham maior peso na constituição do índice, sendo que a soma dos pesos deve ser igual a 1, além disso, moedas com peso menor que 0,01 são descartadas, e o peso é re-normalizado entre as moedas restantes. Uma moeda pode fazer parte de mais de um índice, pois sua relação entre moedas e categorias é de 1:n.

4.5 GERAÇÃO DO ÍNDICE DINÂMICO

O sistema permite a composição do índice a partir da escolha de até 5 categorias (devido a limitações de processamento), em uma data específica, reajustando os pesos e fazendo sua distribuição conforme as moedas que haviam sido separadas como participantes de cada categoria de índice individualmente.

A princípio não há um limite de moedas que podem compor o índice dinâmico, podendo essa ser uma funcionalidade a ser adicionada futuramente. Quanto as moedas ‘mortas’ ou que deixaram de ser atualizadas, elas simplesmente param de ser consideradas nas datas em que não existem mais, assim como as criadas mais recentemente, que a medida que forem recebendo dados, podem fazer parte da composição do índice desde que atendam aos critérios estabelecidos anteriormente.

DIME então permite a visualização do índice por qualquer categoria de criptomoeda existente, e listada no CoinGecko, além de permitir a composição dos ativos entre várias categorias, o que nenhum outro índice estudado e apresentado no capítulo 2, a partir do levantamento feito, permite, tornando DIME um diferencial dentro das alternativas de índice existentes justamente por permitir que o investidor, ou interessado nesse setor, possa navegar e configurar o índice conforme suas preferências pessoais.

Ao final de todo o processo inicial de coleta dentro do período mencionado, até a geração do índice, o tamanho dos dados obtidos estava em 2.218 MB, ou seja, pouco

mais de 2 GB de dados.

4.6 ATUALIZAÇÃO DAS INFORMAÇÕES

As informações são atualizadas semanalmente, com a coleta de novas categorias que possam ter sido criadas, busca de novas moedas dentro de cada categoria, aquisição dos dados históricos das moedas da última semana, normalização dos dados, geração dos dados estatísticos, e por fim, calculo dos novos índices por categoria.

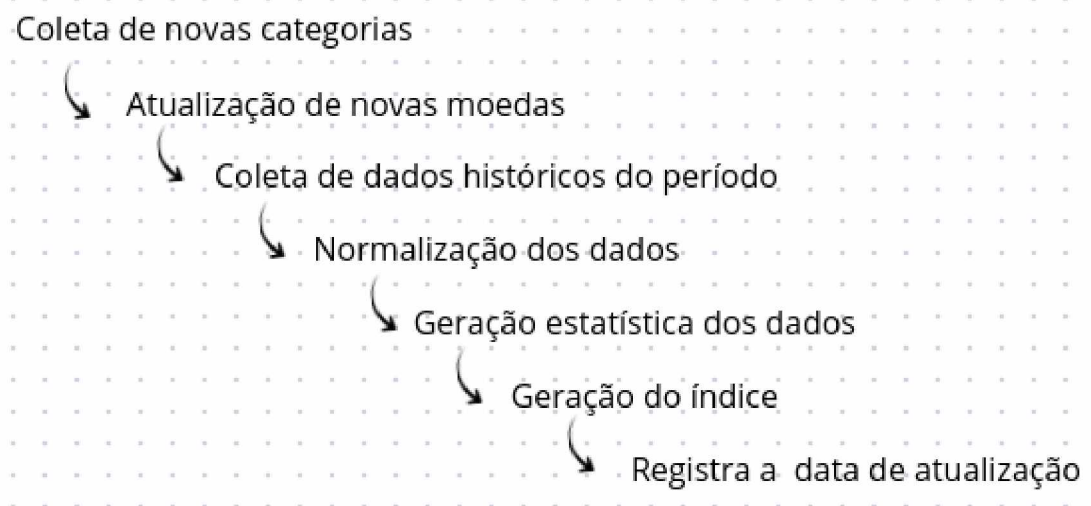
Essa atualização sempre acontece às segundas-feiras, e todo o processo de atualização leva cerca de 3-4 dias, podendo variar devido a quantidade de novas moedas e ou categorias que tenham sido adicionadas naquela semana, devido a isso a atualização não pode ser diária com a estrutura física disponível no momento. Assim, para cada categoria busca-se quantas moedas ela possui, caso seja o mesmo número que está no banco de dados de DIME, o sistema passa para a próxima categoria, caso contrário, verifica uma a uma para adicionar a nova, e esse processo, para categorias como a *meme-token* que possuem mais de 4 mil moedas pode ser um pouco demorado. Dessa forma, existe um delay de cerca de 24-48h entre os dados atualizados em DIME. Ou seja, a semana é 'fechada' no domingo, o processo de coleta inicia na segunda-feira, e é concluído entre segunda-feira e terça-feira (em geral), trazendo esse pequeno delay no calculo das informações atualizadas.

Ao final do processo sempre é armazenado a data de atualização, visto que o processo de coleta de novas moedas será iniciado a partir dessa data no próximo ciclo.

O código python de atualização e normalização dos dados, e geração do índice está hospedado no servidor Python Anywhere, enquanto que o site com a interface gráfica e banco de dados estão hospedados em um servidor da Hostinger, plano Business. Ambos os serviços já eram contratados pela Autora para outros usos, e dessa forma procurou-se utilizar serviços que não agregassem custos adicionais.

A Figura 4.3 permite a visualização resumida do fluxo de atualização das informações.

FIGURA 4.3 – FLUXO DE ATUALIZAÇÃO DOS DADOS



FONTE: Da Autora (2025).

5 RESULTADOS

Como os resultados são dinâmicos e com atualização semanal, optou-se por construir uma interface gráfica para apresentação dos dados atualizados, respeitando a atualização semanal indicada na metodologia, ela pode ser acessada pelo link abaixo. Os resultados aqui apresentados referem-se ao período de 17/09/2014 até 01/11/2025, e para uma melhor visualização, recomenda-se o acesso a ferramenta pelo computador.

<https://dime.xyz.br/>

Observa-se que o carregamento da página pode demorar alguns segundos devido a quantidade de informações no banco de dados e limitações do plano do servidor em que o site está hospedado.

5.1 CATEGORIAS

A interface gráfica permite a visualização dos resultados referentes as categorias de 3 formas, um gráfico de pizza mostrando as 10 categorias¹⁰ com mais moedas, a visualização de todas as categorias ordenadas pela quantidade de moedas¹¹, e ainda informações normalizadas mostrando o valor médio daquela categoria¹², maior e menor valorização obtidos.

Importante ressaltar que várias categorias apresentam o menor valor como zero, o que mostra que já houveram moedas que foram zeradas, o que implica que todos os investidores que não fizeram a venda dos seus ativos antes desse evento, acabaram perdendo totalmente o valor investido, com rara e improvável possibilidade de recuperação.

Essas informações gerais sobre as moedas podem ser verificadas na Figura 5.1, e dizem respeito a média de valor, ao maior valor e ao menor valor de mercado das moedas daquela categoria, permitindo uma visão geral do 'setor', indicando que a maior parte das categorias já tiveram moedas que chegaram a zero, ou muito próximo a isso, indicando a volatilidade do setor.

¹⁰ <https://dime.xyz.br/>

¹¹ https://dime.xyz.br/all_categories.php

¹² <https://dime.xyz.br/category.php>

FIGURA 5.1 – INFORMAÇÕES GERAIS SOBRE AS CATEGORIAS

liquid-staked-sol Coins: 13 Average Index: 116.5874 Highest: 99.9747 Lowest: 0.0000	liquid-staked-sui Coins: 2 Average Index: 2.4777 Highest: 5.3614 Lowest: 0.4749	liquid-staking Coins: 152 Average Index: 1,483.9661 Highest: 99,837.6094 Lowest: 0.0000
liquid-staking-tokens Coins: 94 Average Index: 1,583.5176 Highest: 99,837.6094 Lowest: 0.0000	lisk-ecosystem Coins: 10 Average Index: 5,773.8900 Highest: 99,941.8203 Lowest: 0.0000	loopring-ecosystem Coins: 1 Average Index: 0.2929 Highest: 3.1328 Lowest: 0.0199

FONTE: Da Autora (2025).

Os detalhes de cada categoria podem ser visualizados ao clicar no nome da mesma, e apresentam as moedas pertencentes aquela categoria, com sua data inicial e final de coleta, bem como a quantidade de dados coletados para cada moeda. A data final de coleta pode ser inferior a data de coleta global dos dados, caso a moeda não esteja mais recebendo atualizações na plataforma Yahoo Finance ou caso seu valor tenha chegado a zero, e ela tenha sido por ventura ‘desligada’. Ainda pode-se verificar o histórico estatístico semanal dos últimos 3 meses para a categoria com as informações descritas no Quadro 5.1. Quanto ao Bitcoin, embora ele não entre no cálculo do índice, ele ainda pertence a categoria ‘decentralized-finance-defi’, por exemplo, logo suas informações estarão visíveis dentro dessa categoria.

QUADRO 5.1 – DADOS ESTATÍSTICOS DAS MOEDAS

Campo	Descrição
Week Start	Primeiro dia da semana para a qual os dados foram calculados.
Week End	Último dia da semana para a qual os dados foram calculados.
Original Mean	Média dos preços originais das moedas na semana.
Original Std Dev	Desvio padrão dos preços originais, indicando a volatilidade.
Original CV	Coeficiente de Variação dos preços originais (Desvio ÷ Média).
MinMax Mean	Média dos valores normalizados Min-Max das moedas na semana.
MinMax Std Dev	Desvio padrão dos valores Min-Max, mostrando variação semanal.
MinMax CV	Coeficiente de Variação dos valores Min-Max (Desvio ÷ Média).
Z-Score Mean	Média dos valores Z-Score das moedas na semana.
Z-Score Std Dev	Desvio padrão dos Z-Scores, mostrando dispersão dos valores.

Campo	Descrição
Z-Score CV	Coeficiente de Variação dos Z-Scores (Desvio ÷ Média).
Total Coins	Quantidade de moedas incluídas no cálculo da semana, onde moedas com valor igual a 0 são desconsideradas.

FONTE: Da Autora (2025).

Por fim, apresenta-se no final da página a tabela com as informações referentes as moedas da categoria em questão, contendo a média do valor semanal (*original price*), o valor normalizado com utilizando o método minmax e o zscore. De forma a não tornar o carregamento da página excessivamente lento, esses dados são apresentados somente dos últimos dois meses e podem ser filtrados por moeda.

5.2 NORMALIZAÇÃO DOS DADOS

Um dos problemas encontrados ao se trabalhar com diversas categorias de moedas foi a divergência de valores entre elas, pois enquanto algumas moedas passam dos 100 mil dólares, como o Bitcoin, outras ficam na casa de alguns poucos centavos. Dessa forma, optou-se pela utilização de 3 formas de normalização, conforme descrito na metodologia.

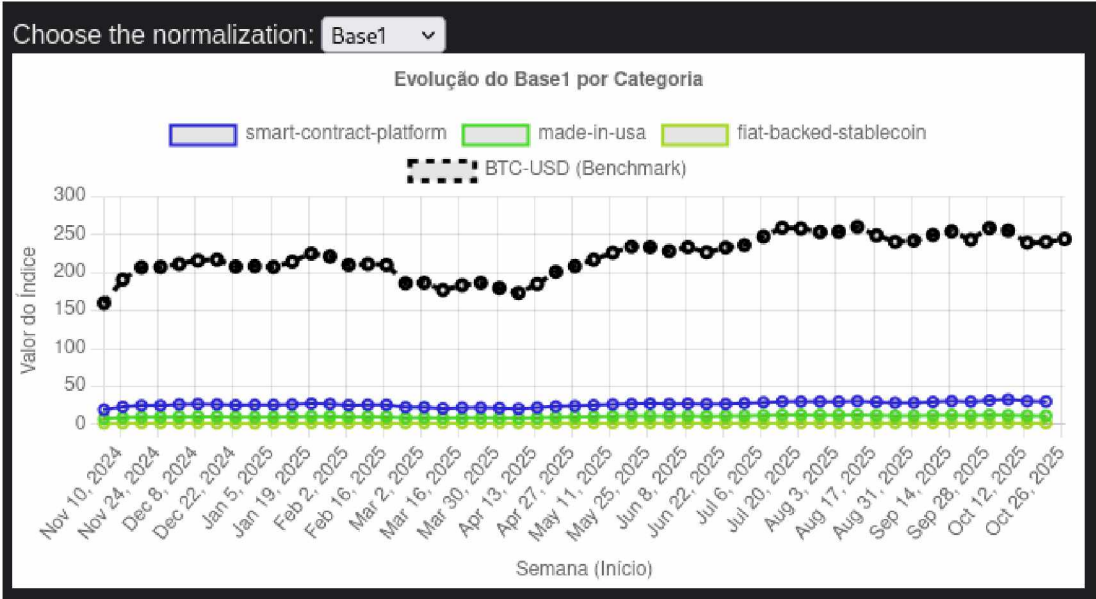
Assim, ao abrir o site, 3 categorias são escolhidas randomicamente e seus dados normalizados são apresentados comparados com o Bitcoin, utilizado como *benchmark* ou base de comparação, devido a sua importância dentro do mercado de moedas digitais, e o usuário pode escolher qual das normalizações deseja utilizar, visto que dependendo do conjunto de moedas escolhidos, o resultado apresenta-se melhor dependendo da normalização escolhida.

De forma comparativa apresenta-se nas Figuras 5.2, 5.3 e 5.4, o gráfico comparativo entre as categorias *smart contract platform*, *made in usa*, *fiat backed stablecoins* com o Bitcoin para as normalizações base1, zscore e minmax, respectivamente, onde verifica-se que para esse conjunto de categorias, a normalização mais indicada é a zscore ou minmax pela proximidade das curvas e valores, permitindo uma melhor comparação entre as categorias.

Assim, no método de normalização minmax, percebe-se difícil comparação das demais categorias com o Bitcoin, já no método zscore o Bitcoin ainda fica com valor superior, porém percebe-se que a categoria *made in usa* e *smart contract platform* apresentam a mesma curva de valorização, o que vai de acordo com uma das hipóteses levantadas na pesquisa de que, em geral, as demais categorias seguem a volatilidade do

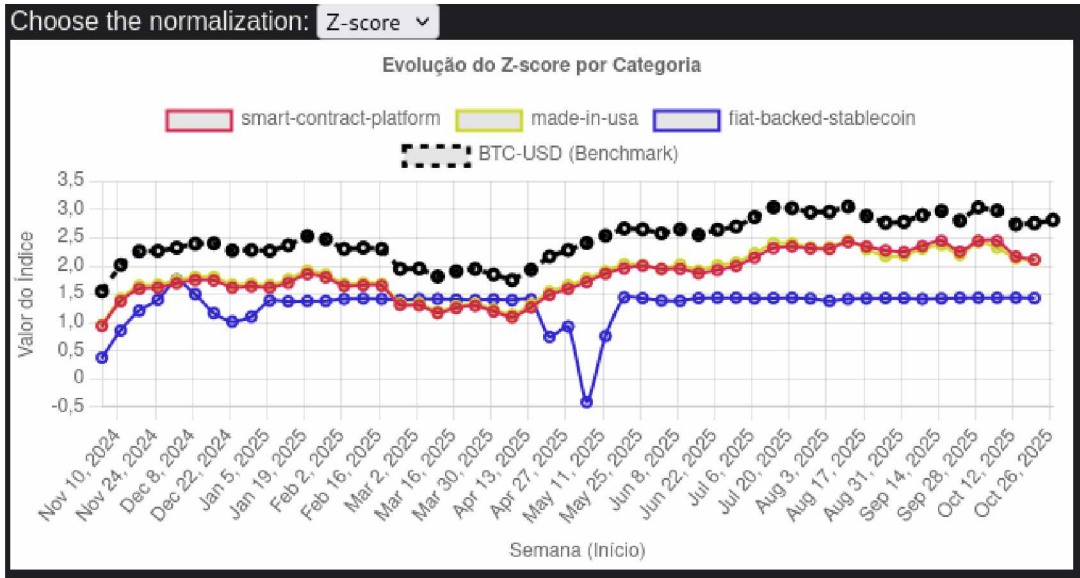
Bitcoin, e mesmo percebe-se com o método de normalização minmax.

FIGURA 5.2 – GRÁFICO COMPARATIVO ENTRE AS CATEGORIAS *SMART CONTRACT PLATFORM*, *MADE IN USA*, *FIAT BACKED STABLECOINS* COM O BITCOIN UTILIZANDO A NORMALIZAÇÃO BASE1



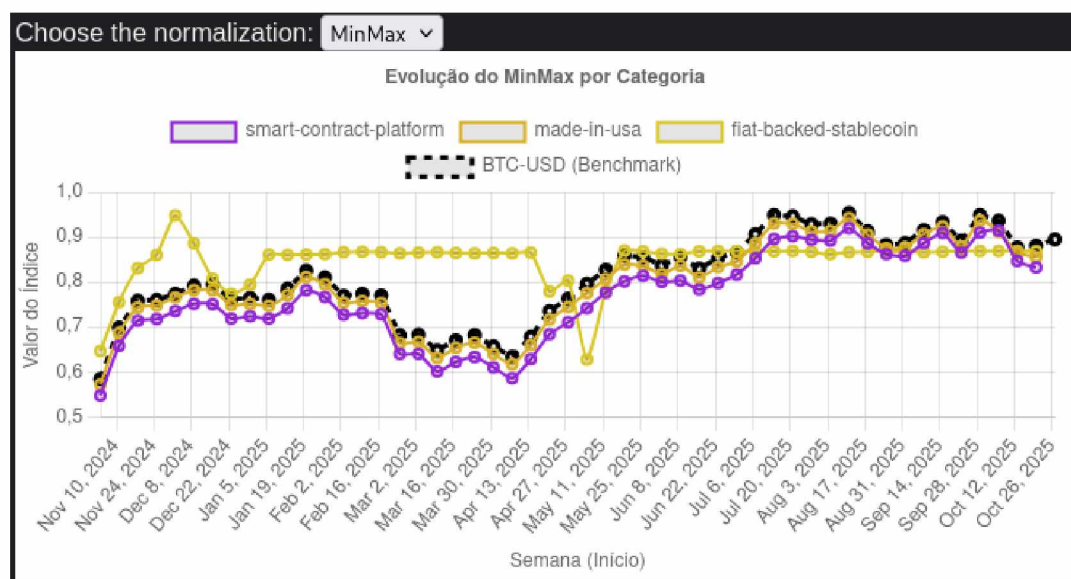
FONTE: Da Autora (2025).

FIGURA 5.3 – GRÁFICO COMPARATIVO ENTRE AS CATEGORIAS *SMART CONTRACT PLATFORM*, *MADE IN USA*, *FIAT BACKED STABLECOINS* COM O BITCOIN UTILIZANDO A NORMALIZAÇÃO ZSCORE



FONTE: Da Autora (2025).

FIGURA 5.4 – GRÁFICO COMPARATIVO ENTRE AS CATEGORIAS *SMART CONTRACT PLATFORM*, *MADE IN USA*, *FIAT BACKED STABLECOINS* COM O BITCOIN UTILIZANDO A NORMALIZAÇÃO MINMAX



FONTE: Da Autora (2025).

Abaixo dos gráficos foi adicionado as moedas participantes do índice, segundo a última execução do *script*, e optou-se por trabalhar com o gráfico apenas com os dados do último ano de forma a facilitar a visualização das informações. Também não há limite para quantas moedas compõe o índice, conforme descrito na metodologia de pesquisa.

A ferramenta permite ainda a escolha das categorias que irão compor o gráfico, sempre fazendo a comparação com o Bitcoin, permitindo assim que o usuário acompanhe a volatilidade das categorias e quanto ela segue o *benchmark* principal, ou seja, o Bitcoin, auxiliando a tomada de decisão nos investimentos e acompanhamento do mercado. Devido a limitações de processamento do servidor, e facilidade de visualização dos dados, sugere-se a escolha de no máximo 3 categorias, embora não haja uma trava real no sistema limitando esse número.

5.3 GERAÇÃO DO ÍNDICE DINÂMICO

Por fim, o sistema permite que o usuário escolha mais de uma categoria e que com isso os ativos pertencentes ao índice sejam recalculados e redistribuídos entre os ativos das categorias escolhidas. Sugere-se a escolha de até 5 categorias, porém não há nenhum bloqueio travando a escolha dessa quantidade. Assim, o índice é recalculado e o peso das moedas de cada categoria é rebalanceado com base no seu peso original dentro da categoria e data. O índice trabalha com o recalcule do índice de forma semanal

e atualmente não há um limite de moedas que podem compor esse novo índice sintético gerado.

Um exemplo desse resultado é demonstrado na Figura 5.5, onde foi escolhido a categoria *robotics* e *privacy-coins*. Abaixo da tabela pode-se observar a composição original do índice para cada categoria e a tabela demonstra o rebalanceamento dos pesos considerando-se as duas categorias escolhidas. Isso possibilita que o usuário entenda a participação que cada categoria ou moeda pode ter dentro de sua carteira, permitindo uma maior assertividade na tomada de decisão quanto aos seus investimentos, principalmente por moedas abaixo de 0,01 de valorização não são aceitas na composição do índice.

FIGURA 5.5 – ÍNDICE SINTÉTICO ENTRE AS CATEGORIAS PRIVACY COINS E ROBOTICS

Recalculated index for 2025-09-03		
Coin	Category	Weight (%)
XMR-USD	privacy-coins	36,2863%
XRT-USD	robotics	21,1512%
LTC-USD	privacy-coins	15,1547%
ZEC-USD	privacy-coins	5,6460%
MWC-USD	privacy-coins	4,4084%
DASH-USD	privacy-coins	3,1757%
EDGE-USD	robotics	2,8954%
ZANO-USD	privacy-coins	2,2115%
DCR-USD	privacy-coins	2,2061%
TORN-USD	privacy-coins	1,7447%
GEOD-USD	robotics	1,7367%
OVR-USD	robotics	1,3362%
RICE-USD	robotics	0,8654%
PEAQ-USD	robotics	0,6990%
RBR-USD	robotics	0,4827%
Total		100,0000%

FONTE: Da Autora (2025).

5.4 MOEDAS QUE DEIXARAM DE EXISTIR

Mencionou-se brevemente que algumas moedas podem deixar de existir, fazendo com que seu valor vá a zero ou simplesmente que elas deixem de ser negociadas ou listadas em corretoras, perdendo a liquidez e impossibilitando que os investidores possam resgatar o valor investido.

A título de comparação, consideramos que uma moeda que não tem mais atualização dentro de um determinado período de tempo é considerada ‘morta’, com isso, o Quadro 5.2 apresenta períodos de tempo e a quantidade de moedas que já não recebem atualização de valor a uma certa quantidade de dias.

QUADRO 5.2 – MOEDAS ‘MORTAS’ CONFORME PERÍODO SEM ATUALIZAÇÃO

Quant. moedas	Período (em dias)
3.597	5
3.530	10
3.465	15
3.423	20
3.394	25
3.370	30
3.299	45
3.198	60
3.114	90
3.015	120
2.788	180

FONTE: Da Autora (2025).

Verifica-se com isso, que dentro de 6 meses, 809 moedas entre as coletadas deixarão de ser negociadas, seja por falta de liquidez ou por seu valor ir a zero, tornando a decisão dos investidores de em qual moeda ou categoria investir um grande desafio.

De forma complementar, verificou-se também, dentro do período mencionado, quais categorias tinham mais moedas ‘mortas’, considerando-se o intervalo de 30 dias e a partir da data de 01/11/2025, o resultado é apresentado no Quadro 5.3. A respeito desse tema está sendo produzido material para um artigo a respeito do ciclo de vida das moedas digitais, porém, de forma preliminar, verifica-se que muitas moedas ligadas a *memes* e *tokens*, ou seja, ‘*hypes*’ do momento, estão entre as categorias com mais moedas com perspectiva de dentro de um breve período, não existirem mais, fazendo

com que, apesar de uma alta valorização em um curto espaço de tempo, elas são as mais propensas a também deixarem de existir nesse curto espaço de tempo.

QUADRO 5.3 – CATEGORIAS COM MAIS MOEDAS 'MORTAS' CONSIDERANDO-SE UM PERÍODO DE 30 DIAS

Categoria	Total de moedas sem atualização
meme-token	1.820
solana-ecosystem	1.482
ethereum-ecosystem	1.480
binance-smart-chain	1.097
pump-fun	674
solana-meme-coins	551
base-ecosystem	502
decentralized-finance-defi	389
polygon-ecosystem	302
artificial-intelligence	284
gaming	282

FONTE: Da Autora (2025).

Como contribuição final tem-se a utilização de índices de desempenho como uma forma de gestão da informação digital alinhada com a área de informação e tecnologia. Ainda do posto de vista acadêmico, enfatiza-se o uso que tem sido feito do *blockchain* já em diferentes áreas, devido a sua inviolabilidade na gestão de informações, além da exploração de moedas digitais diferentes das tradicionais, que vem sendo exploradas exaustivamente em outras pesquisas, e a grande quantidade de dados que precisa ser gerenciada e manipulada ao se considerar moedas diferentes das trabalhadas tradicionalmente.

6 CONCLUSÃO

Os índices financeiros tem auxiliado investidores ao longo dos anos de maneira a ajudá-los a fazer melhores escolhas de investimentos, além de permitir o acompanhamento de um determinado setor do mercado olhando para apenas um valor, como é o caso do Ibovespa no Brasil que engloba as principais ações de empresas brasileiras.

De forma similar, porém para o mercado de criptomoedas, criou-se DIME, um índice dinâmico cujo objetivo é permitir o acompanhamento do setor de moedas digitais de diferentes categorias, e englobando moedas que não necessariamente são as principais do setor, visto que nessa área as mudanças são rápidas, o que permite que o usuário ou cidadão comum veja, por exemplo, a volatilidade de uma determinada categoria quando comparado com o Bitcoin, considerado *benchmark* de mercado.

Construiu-se então uma ferramenta visual que permite a navegação dos dados por categoria, geração do índice para diferentes categorias, e atualização automática dos dados, sem influência humana além da coleta e configuração inicial dos dados.

Dessa forma, todas as moedas e todas as categorias existentes de moedas digitais podem compor o índice dinâmico criado bem como o índice de suas respectivas categorias, e a geração semanal do índice por categoria permite o acompanhamento do mercado quase em tempo real, diferentemente dos demais índices levantados, que em geral possuem um número limitado de ativos, atualização manual e não possuem a separação das moedas por categoria.

O investidor pode então utilizar DIME para melhor tomada de decisão frente a seus investimentos, comparando diversas categorias com o *benchmark* de mercado, e verificando quais moedas tem mais representatividade dentro de cada categoria, evitando assim ter um risco desnecessário, ou excessivo, em seus investimentos.

Assim, o ineditismo e relevância do trabalho está em justamente considerar moedas digitais e suas categorias que não costumam ser consideradas na academia, visto que as pesquisas tem maior concentração nas moedas já consolidadas no mercado, como Ethereum, Solana, Bitcoin, entre outros.

Como continuidade da pesquisa busca-se ampliar a visualização de dados na ferramenta, com informações por exemplo a respeito das moedas que deixaram de existir, ou que possuem probabilidade de deixar de existir visto falta de atualização nos dados, auxiliando assim os investidores e curiosos da área em suas análises.

REFERÊNCIAS

ABAKAH, Emmanuel Joel Aikins; CAPORALE, Guglielmo Maria; GIL-ALANA, Luis Alberiko. The effects of US COVID-19 policy responses on cryptocurrencies, fintech and artificial intelligence stocks: A fractional integration analysis. **Cogent Economics & Finance**, v. 10, n. 1, p. 2159736, 2022. DOI: 10.1080/23322039.2022.2159736.

ACOSTA, Riccardo Piccarreta; ARANA, Alejandra Zavala. Cardano cryptocurrency price from Twitter: A prediction algorithm from machine learning. **SSRG International Journal of Electronics and Communication Engineering**, v. 10, n. 12, p. 33-44, dez. 2023. ISSN 2348-8549. DOI: 10.14445/23488549/IJECE-V10I12P104.

ALAMSYAH, A.; SALSABILA, N. Exploring the Mechanisms of Decentralized Finance (DeFi) Using Blockchain Technology. In: **2024 3rd International Conference on Creative Communication and Innovative Technology (ICCIT)**, Tangerang, Indonesia, 2024. p. 1-8. DOI: 10.1109/ICCIT62134.2024.10701148.

AL-MANSOUR, B. Y. Cryptocurrency Market: Behavioral Finance Perspective. **Journal of Asian Finance Economics and Business**, v. 7, n. 12, 2020. DOI: 10.13106/jafeb.2020.vol7.no12.159.

AL-QUDAH, O. et al. Prediction of Cryptocurrencies Prices Using Long Short Term Memory and Technical Indicators. In: **14th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS)**, 2023. p. 1-6.

AMADI-ECHENDU, A. P. Using blockchain technology to facilitate property transactions. **SAJIM**, v. 23, n. 1, Cape Town, 2021.

ANASTASIOU, Dimitrios; BALLIS, Antonis; DRAKOS, Konstantinos. Cryptocurrencies' price crash risk and crisis sentiment. **Finance Research Letters**, v. 42, 2021, p. 101928. DOI: 10.1016/j.frl.2021.101928.

ANTE, L., SANDNER, P., & FIEDLER, I. Blockchain-Based ICOs: Pure Hype or the Dawn of a New Era of Startup Financing? **Journal of Risk and Financial Management**, 11(4), 80, 2018.

ANTONOPOULOS, A. Course: Digital Currency, Session: A Brief History of Money. **University of Nicosia**, 2021.

ANDONI, Merlinda; ROBU, Valentin; FLYNN, David; ABRAM, Simone; GEACH, Dale; JENKINS, David; MCCALLUM, Peter; PEACOCK, Andrew. Blockchain technology in the energy sector: A systematic review of challenges and opportunities. **Elsevier**, 2019.

ANTE, L. How Elon Musk's Twitter Activity Moves Cryptocurrency Markets. 2021. Disponível em: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3778844. Acesso em: 20 set. 2022.

ARMBRUST, M.; FOX, A.; GRIFFITH, R.; JOSEPH, A. D.; KATZ, R.; KONWINSKI, A. A view of cloud computing. **Communications of the ACM**, v. 53, n. 4, p. 50–8, 2010.

ASPINES, J.; JACKSON, C.; KRISHNAMURTHY, A. Exposing computationally-challenged Byzantine impostors. Technical report. Yale, 2005.

BITWISE. Bitwise 10 Crypto Index Fund. Disponível em: <https://bitwiseinvestments.com/crypto-funds/bitw>. Acesso em: 19 nov. 2024.

BLOOMBERG. Index Methodology Bloomberg Galaxy Crypto Index. Disponível em: <https://assets.bbhub.io/professional/sites/27/Bloomberg-Galaxy-Crypto-Index-Methodology-August-2021.pdf>. Acesso em: 19 nov. 2024.

BONNEAU, J. et al. SoK: Research Perspectives and Challenges for Bitcoin and Cryptocurrencies. In: **IEEE Symposium on Security and Privacy**, San Jose, CA, USA, 2015. p. 104-121. DOI: 10.1109/SP.2015.14.

BOURI, E.; SHAHZAD, S. J. H.; ROUBAUD, D. Co-explosivity in the cryptocurrency market. **Finance Research Letters**, v. 29, p. 178-183, 2019.

BOVAIRD, C. Bitcoin Rollercoaster Rides Brexit As Ether Price Holds Amid DAO Debacle. 2016. Disponível em: <http://www.coindesk.com/bitcoin-brexit-ether-price-rollercoaster/>. Acesso em: 28 set. 2022.

BRIÉRE, M.; OOSTERLINCK, K.; SZAFARZ, A. Virtual currency, tangible return: portfolio diversification with bitcoin. **Journal of Asset Management**, v. 16, n. 6, p. 365-373, 2015.

CAPORALE, Guglielmo Maria; DE DIOS MAZARIEGOS, José Javier; GIL-ALANA, Luis A. Long-run linkages between US stock prices and cryptocurrencies: A fractional cointegration analysis. **Computational Economics**, 2023. DOI: 10.1007/s10614-023-10510-3.

CCi30. CCI30 Cryptocurrency Index Methodology Manual. Disponível em: <https://cci30.com/wp-content/uploads/2021/11/Cci30-Cryptocurrency-Index-Methodology-Manual.pdf>. Acesso em: 19 nov. 2024.

CHAUM, D. Blind signatures for untraceable payments. In: **CRYPTO**, 1982.

CHAUM, D.; FIAT, A.; NAOR, M. Untraceable electronic cash. In: **CRYPTO**, 1990.

CFUC5. CF Capitalization Series - Methodology Guide. Disponível em: <https://docs.cfbenchmarks.com/CF%20Capitalization%20Series%20Methodology.pdf>. Acesso em: 23 nov. 2024.

DAI, W. b-money. Disponível em: <http://www.weidai.com/bmoney.txt>. Acesso em: 15 fev. 2025.

DE ABREU, Daniel Pereira Alves; COAGUILA, Robert Aldo Iquiapaza; DE CAMARGOS, Marcos Antônio. Evolution of the degree of efficiency of the cryptocurrency market from 2014 to 2020: An analysis based on its fractal components. **Revista de Administração da UFSM**, v. 15, n. 2, abr./jun. 2022. DOI: [10.5902/1983465965639](https://doi.org/10.5902/1983465965639).

DE CARVALHO, Patricia L.; SOUSA, Evemilia; CALLADO, Aldo L. C. Indicadores de

Desempenho da BM&FBovespa: Uma Análise do Desempenho Financeiro dos Índices de Sustentabilidade frente aos demais Índices da bolsa. **ENGEMA**, dez. 2016.

DENG, Hui; HUANG, Robin; WU, Qingran. The Regulation of Initial Coin Offerings in China: Problems, Prognoses and Prospects. **European Business Organization Law Review**. 19, 2018. 10.1007/s40804-018-0118-2.

DEVRIES, Peter D. An Analysis of Cryptocurrency, Bitcoin, and the Future. **International Journal of Business Management and Commerce**, v. 1, n. 2, set. 2016.

DOUMENIS, Yianni; IZADI, Javad; DHAMDHERE, Pradeep; KATSIKAS, Epameinondas; KOUFOPOULOS, Dimitrios. A critical analysis of volatility surprise in Bitcoin cryptocurrency and other financial assets. **Risks**, v. 9, p. 207, 2021. DOI: 10.3390/risks9110207.

DWORK, C.; NAOR, M. Pricing via processing or combatting junk mail. In: **CRYPTO**, 1992.

ERASMUS, Deon; BOWDEN, Susan. A critical analysis of South African anti-money laundering legislation with regard to cryptocurrency. **Obiter**, v. 41, n. 2, p. 309–327, 2020. ISSN 2709-555X.

ESTALAYO, I. et al. Return, Diversification and Risk in Cryptocurrency Portfolios using Deep Recurrent Neural Networks and Multi-Objective Evolutionary Algorithms. In: **IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)**, 2019. p. 755-761.

F5. F5 Crypto. Disponível em: <https://f5crypto.com/en/>. Acesso em: 23 nov. 2024.

FAVERIO, M.; MASSARAT, N. 46% of Americans who have invested in cryptocurrency say it's done worse than expected. 2022. Disponível em: <https://www.pewresearch.org/short-reads/2022/08/23/46-of-americans-who-have-invested-in-cryptocurrency-say-its-done-worse-than-expected/>. Acesso em: 4 jun. 2024.

FISCH, Christian. Initial coin offerings (ICOs) to finance new ventures. *Journal of Business Venturing*, v. 34, n. 1, p. 1–22, 2019. DOI: 10.1016/j.jbusvent.2018.09.007.

FOGLIA, M.; DAI, P.-F. Ubiquitous uncertainties: Spillovers across economic policy uncertainty and cryptocurrency uncertainty indices. **Journal of Asian Business and Economic Studies**, 2021.

G1. Trump cria sua 'memecoin' e valor dispara; entenda se presidente dos EUA pode criar uma criptomoeda. Disponível em: <https://g1.globo.com/economia/noticia/2025/01/21/trump-melania-memecoin.ghtml>. Acesso em: 21 jan. 2025.

GADI, Manoel Fernando Alonso; SICILIA, Miguel-Angel. Analyzing safe haven, hedging and diversifier characteristics of heterogeneous cryptocurrencies against G7 and BRICS market indexes. **Journal of Risk and Financial Management**, v. 15, p. 572, 2022. DOI: 10.3390/jrfm15120572.

GAIES, Brahim; CHAABANE, Najeh; ARFAOUI, Nadia; SAHUT, Jean-Michel. On the resilience of cryptocurrencies: A quantile-frequency analysis of Bitcoin and Ethereum reactions in times of inflation and financial instability. **Research in International Business and Finance**, v. 70, 2024, p. 102302. DOI: 10.1016/j.ribaf.2024.102302.

GATABAZI, P.; KABERA, G.; MBA, J. C.; PINDZA, E.; MELESSE S. F. Cryptocurrencies and Tokens Lifetime Analysis from 2009 to 2021. **Economies** 10:60, 2022. DOI: [10.3390/economies10030060](https://doi.org/10.3390/economies10030060).

GEUDER, J.; KINATEDER, H.; WAGNER, N. Cryptocurrencies as financial bubbles: The case of Bitcoin. **Finance Research Letters**, v. 31, 2019.

GHORBEL, Achraf; JERIBI, Ahmed. Investigating the relationship between volatilities of cryptocurrencies and other financial assets. **Decisions in Economics and Finance**, v. 44, p. 817–843, 2021. DOI: 10.1007/s10203-020-00312-9.

GIAGLIS, G. Course: Introduction to Decentralised Finance (DeFi), Session: Session 1: DeFi Fundamentals. **University of Nicosia**, 2024.

GILIAZOVA, A. About Return on Investment of Top Market Cap Cryptocurrency Portfolio. In: **15° International Conference Management of Large-Scale System Development**. IEEE, 2022.

GÖKGÖZ, Halilibrahim; AFJAL, Mohd; BEJAOUI, Azza; JERIBI, Ahmed. Comparative analysis of gold, bitcoin and gold-backed cryptocurrencies as safe havens during global crises: A focus on G7 stock market and banking sector indices. **Global Business Review**, p. 1–24, 2024.

GREEF, C. An investigation into the output tax consequences of bitcoin transactions for a South African value-added tax vendor. **South African Journal of Economic and Management Sciences**, v. 22, n. 1, a2162, 2019. DOI: 10.4102/sajems.2019.

HÄUSLER, K.; XIA, H. Indices on cryptocurrencies: an evaluation. **Digital Finance**, v. 4, p. 149–167, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42521-022-00048-8>.

HEINONEN, H. T. On Creation of a Stablecoin Based on the Morini's Scheme of Inv&Sav Wallets and Antimoney. In: **IEEE International Conference on Blockchain (Blockchain)**, Melbourne, Australia, 2021. p. 409-416. DOI: 10.1109/Blockchain53845.2021.00064.

HITAM, N. A.; ISMAIL, A. R.; SAEED, F. An optimized support vector machine (SVM) based on particle swarm optimization (PSO) for cryptocurrency forecasting. **Procedia Computer Science**, v. 163, p. 427–433, jan. 2019.

HSUEH, C.-W.; CHIN, C.-T. EPoW: Solving blockchain problems economically. In: **IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computing, Scalable Computing & Communications, Cloud & Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation (SmartWorld/SCALCOM/UIC/ATC/CBDCOM/IOP/SCI)**, San Francisco, CA, USA, 2017. p. 1-8. DOI: 10.1109/UIC-ATC.2017.8397612.

HUANG, Z.; TANAKA, F. Behavioral Biases of Cryptocurrency Investors. **SSRN**, 18 nov. 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4280610>.

HUYNH, T. L. D.; BURGGRAF, T.; WANG, M. Gold, platinum, and expected bitcoin returns. **Journal of Multinational Financial Management**, v. 56, set. 2020, Art. no. 100628.

HUYNH, T. L. D.; AHMED, R.; NASIR, M. A.; SHAHBAZ, M.; HUYNH, N. Q. A. The Nexus between black and digital gold: Evidence from US markets. **Annals of Operations Research**, v. 22, p. 1–26, jul. 2021.

ITO, K.; MITA, M.; OHSAWA, S.; TANAKA, H. What is stablecoin?: A survey on its mechanism and potential as decentralized payment systems. **International Journal of Service and Knowledge Management**, v. 4, n. 2, p. 71–86, 2020.

LÁNSKÝ, J. Bitcoin system. **Acta Informatica Pragensia**, v. 6, n. 1, p. 20–31, 2017.

LEVULYTE, Laura; SAPKAUSKIENE, Alfreda. Cryptocurrency in context of fiat money functions. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, v. 82, p. 44-54, 2021.

LI, Y. et al. Toward Privacy and Regulation in Blockchain-Based Cryptocurrencies. **IEEE Network**, v. 33, n. 5, p. 111-117, set.-out. 2019. DOI: 10.1109/MNET.2019.1800271.

KAMIN, S. B. The current international financial crisis: How much is new. **Journal of International Money and Finance**, v. 18, n. 4, p. 501–514, 1999.

KANEKO, Y. A Time-series Analysis of How Google Trends Searches Affect Cryptocurrency Prices for Decentralized Finance and Non-Fungible Tokens. In: **International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW)**, Auckland, New Zealand, 2021. p. 222-227. DOI: 10.1109/ICDMW53433.2021.00035.

KEILBAR, Georg; ZHANG, Yanfen. On Cointegration and Cryptocurrency Dynamics. 2020. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3636278>. Acesso em: 26 jun. 2020.

KERR, David S.; LOVELAND, Karen A.; SMITH, Katherine Taken; SMITH, Lawrence Murphy. Cryptocurrency risks, fraud cases, and financial performance. **Risks**, v. 11, p. 51, 2023. DOI: 10.3390/risks11030051.

KING, Juan C.; DALE, Roberto; AMIGÓ, José M. Blockchain metrics and indicators in cryptocurrency trading. **Chaos, Solitons & Fractals**, v. 178, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2023.114305>.

KLINCZAK, Marjori; PINTO, Jose Simao de Paula; WILDAUER, Egon. Towards Regulation of Brazilian Blockchain Utilization. In: *Financial Cryptography and Data Security. FC 2024 International Workshops (FC 2024)*. Lecture Notes in Computer Science, v. 14746, p. 364–370, 2024. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-3-031-69231-4_22. Acesso em: 03 mar. 2025.

KOKER, T. E.; KOUTMOS, D. Cryptocurrency trading using machine learning. **Journal of Risk and Financial Management**, v. 13, n. 8, p. 178, ago. 2020.

KRAAIJEVELD, O.; De SMEDT, J. The predictive power of public Twitter sentiment for forecasting cryptocurrency prices. **Journal of International Financial Markets, Institutions & Money**, v. 65, mar. 2020, Art. no. 101188.

KRISTJANPOLLER, Werner; NEKHILI, Ramzi; BOURI, Elie. Blockchain ETFs and the cryptocurrency and Nasdaq markets: multifractal and asymmetric cross-correlations. **Physica A**, v. 637, p. 129589, 2024.

KYRIAZIS, Nikolaos; CORBET, Shaen. Evaluating the dynamic connectedness of financial assets and bank indices during black-swan events: A Quantile-VAR approach. **Energy Economics**, v. 131, 2024, p. 107329. DOI: 10.1016/j.eneco.2024.107329.

KYRIAZIS, Nikolaos A.; PAPADAMOU, Stephanos; TZEREMES, Panayiotis. Are benchmark stock indices, precious metals or cryptocurrencies efficient hedges against crises? **Economic Modelling**, v. 128, 2023, p. 106502. DOI: 10.1016/j.econmod.2023.106502.

KYRIAZIS, Nikolaos; PAPADAMOU, Stephanos; TZEREMES, Panayiotis; CORBET, Shaen. Can cryptocurrencies provide a viable hedging mechanism for benchmark index investors? **Research in International Business and Finance**, v. 64, 2023, p. 101832. DOI: 10.1016/j.ribaf.2023.101832.

MAGRO, P. What Greece can learn from bitcoin adoption in Latin America. Disponível em: <http://www.ibtimes.co.uk/what-greece-can-learn-bitcoin-adoption-latin-america-1511183>. Acesso em: 28 set. 2022. 2016.

MIRANDA, L. C.; MEIRA, J. M. de.; WANDERLEY, C. A.; SILVA, A. C. M. Indicadores de desempenho empresarial divulgados por empresas norte-americanas. **Contabilidade Vista & Revista**, v. 14, n. 2, 2003.

MO, Bin; MENG, Juan; ZHENG, Liping. Time and frequency dynamics of connectedness between cryptocurrencies and commodity markets. **Resources Policy**, v. 77, 2022, p. 102731. DOI: 10.1016/j.resourpol.2022.102731.

NAKAMOTO, Satoshi. Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. [S. l.], 2008. Disponível em: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>. Acesso em: 30 abr. 2025.

NARMAN, H. S.; UULU, A. D. Impacts of positive and negative comments of social media users to cryptocurrency. **Proceedings of the International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC)**, fev. 2020, p. 187–192.

NASDAQ CRYPTO INDEX. Disponível em: https://indexes.nasdaqomx.com/docs/methodology_NCI.pdf. Acesso em: 23 nov. 2024.

NIKOLOVA, Venelina; SEGOVIA, Juan E. Trinidad; FERNÁNDEZ-MARTÍNEZ, Manuel; SÁNCHEZ-GRANERO, Miguel Angel. A novel methodology to calculate the probability of volatility clusters in financial series: An application to cryptocurrency markets. **Mathematics**, v. 8, p. 1216, 2020. DOI: 10.3390/math8081216.

NZOKEM, A.; MAPOSA, D. Bitcoin versus S&P 500 Index: Return and Risk Analysis.

Math. Comput. Appl. 2024, 29, 44. <https://doi.org/10.3390/mca29030044>

OKAMOTO, T.; OHTA, K. Universal electronic cash. In: **CRYPTO**, 1992.

OKORIE, D. I.; LIN, B. Crude oil price and cryptocurrencies: Evidence of volatility connectedness and hedging strategy. **Energy Economics**, v. 87, mar. 2020, Art. no. 104703.

ORTU, M.; URAS, N.; CONVERSANO, C.; DESTEFANIS, G.; BARTOLUCCI, S. On technical trading and social media indicators in cryptocurrencies price classification through deep learning. Disponível em: <http://arxiv.org/abs/2102.08189>. Acesso em: 25 set. 2022. 2021.

PIÑEIRO-CHOUSA, Juan; ŠEVIĆ, Aleksandar; GONZÁLEZ-LÓPEZ, Isaac. Impact of social metrics in decentralized finance. **Journal of Business Research**, v. 158, 2023, p. 113673. DOI: 10.1016/j.jbusres.2022.113673.

PORTAL EXAME. Elon Musk faz criptomoeda meme Kekius Maximus disparar 4.000% com mudança de foto de perfil. 2025. Disponível em: <https://exame.com/future-of-money/elon-musk-faz-criptomoeda-meme-kekius-maximus-disparar-4-000-com-mudanca-de-foto-de-perfil/>. Acesso em: 21 jan. 2025.

PORTAL G1. Cidade dos Bitcoins: criptomoeda vira opção de pagamento em município do RS. Disponível em: <https://g1.globo.com/rs/rio-grande-do-sul/noticia/2024/04/07/cidade-dos-bitcoins-criptomoeda-vira-opcao-de-pagamento-em-municipio-do-rs.ghtml>. Acesso em: 03 nov. 2025.

RADITYO, A., MUNAJAT, Q., BUDI, I. Prediction of Bitcoin exchange rate to American dollar using artificial neural network methods. **International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)**, 433–438, 2017. <https://doi.org/10.1109/ICACSIS.2017.8355070>

RAGAZZO, Carlos; CATALDO, Bruna. Moedas Digitais. Disponível em: <https://institutopropague.org/wp-content/uploads/2021/09/Moedas-digitais-entenda-o-que-sao-criptomoedas-stablecoins-e-CBDCs-White-Paper-Instituto-Propague.pdf>. Acesso em: 29 set. 2022.

ROTHBARD, Murray. **O Que o Governo Fez Com o Nosso Dinheiro?** LVM Editora, 2013.

ROTHMAN, T.; YAKAR, C. Empirical analysis towards the effect of social media on cryptocurrency price and volume. **European Scientific Journal (ESJ)**, v. 15, n. 31, p. 52, nov. 2019.

RUBBANIY, G.; POLYZOS, S.; RIZVI, S. K. A.; TESSEMA, A. COVID-19, lockdowns and herding towards a cryptocurrency market-specific implied volatility index. **Economics Letters**, v. 207, out. 2021, p. 110017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2021.110017>.

SALEEM, Mohamed Nihal; DOUMENIS, Yianni; KATSIKAS, Epameinondas; IZADI,

Javad; KOUFOPOULOS, Dimitrios. Decrypting cryptocurrencies: An exploration of the impact on financial stability. **Journal of Risk and Financial Management**, v. 17, p. 186, 2024. DOI: 10.3390/jrfm17050186.

ŞAŞMAZ, E.; TEK, F. B. Tweet Sentiment Analysis for Cryptocurrencies. In: **6th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)**, Ankara, Turkey, 2021. p. 613-618. DOI: 10.1109/UBMK52708.2021.9558914.

SHARIFI, Azita Sherej; GHORBANPOUR, Mousa Zalaki. Proponer un modelo de infraestructura múltiple para la utilización del bitcoin. **Revista de Ciencias de la Administración y Economía**, v. 12, n. 23, 2022.

SINON, Mohavia Ben Amid; MBA, Jules Clement. The analysis of diversification properties of stablecoins through the Shannon entropy measure. **Knowledge and Information Systems**, 2024. DOI: 10.1007/s10115-024-02133-3.

SOVBETOV, Y. Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence From Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero. Disponível em: <https://mpira.ub.uni-muenchen.de/85036/>. Acesso em: 25 set. 2022. 2018.

SRIDHAR, S.; SANAGAVARAPU, S. Multi-Head Self-Attention Transformer for Dogecoin Price Prediction. In: **14th International Conference on Human System Interaction (HSI)**, Gdańsk, Poland, 2021. p. 1-6. DOI: 10.1109/HSI52170.2021.9538640.

SWAMI, H. Cryptocurrencies: Valuable Investment Instruments or Speculation Bubbles?, **9th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions) (ICRITO)**, Noida, India, 2021, pp. 1-6, 2021 doi: 10.1109/ICRITO51393.2021.9596292.

SYED, A. A.; AHMED, F.; KAMAL, M. A.; ULLAH, A.; RAMOS-REQUENA, J. P. Is there an asymmetric relationship between economic policy uncertainty, cryptocurrencies, and global green bonds? Evidence from the United States of America. **Mathematics**, v. 10, n. 5, p. 720, 2022. DOI: 10.3390/math10050720.

SZABO, N. Formalizing and securing relationships on public networks. **First Monday**, v. 2, n. 9, 1997.

TANWAR, S.; Patel, N.; PATEL, S.; PATEL, J.; DAVIDSON, I. Deep Learning-Based Cryptocurrency Price Prediction Scheme With Inter-Dependent Relations, 2021. **IEEE Access**. 10.1109/ACCESS.2021.3117848.

THAMPANYA, N.; NASIR, M. A.; HUYNH, T. L. D. Asymmetric correlation and hedging effectiveness of gold & cryptocurrencies: From pre-industrial to the 4th industrial revolution. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 159, out. 2020, Art. no. 120195.

THE BLOCK RESEARCH. The block research 2022 digital asset outlook. 2021. Disponível em: <https://www.tbstat.com/wp/uploads/2021/12/The-Block-Research-2022-Digital-Asset-Outlook.v2.pdf>. Acesso em: 14 jun. 2024.

TRIMBORN, Simon; HÄRDLE, Wolfgang Karl. CRIX or Evaluating Blockchain Based

Currencies. **Oberwolfach Report**, n. 42/2015. The Mathematics and Statistics of Quantitative Risk. DOI: <10.4171/OWR/2015/42>.

VIDAL-TOMÁS, D.; IBÁÑEZ, A. M.; FARINÓS, J. E. The effect of the launch of Bitcoin futures on the cryptocurrency market: An economic efficiency approach. **Mathematics**, v. 9, n. 4, p. 413, 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/math9040413>

VURUR, N.S. The asymmetric effect of panic index on cryptocurrencies. **Frontiers in Applied Mathematics and Statistics**, v. 7, p. 661388, 2021. DOI: 10.3389/fams.2021.661388.

XU, J.J. Are blockchains immune to all malicious attacks?. **Financ Innov** 2, 25, 2016. <https://doi.org/10.1186/s40854-016-0046-5>

YU, C.; CHEN, Y. The impact of regulatory ban on connectedness of cryptocurrency market. **Applied Economics Letters**, v. 31, n. 7, p. 654-660, abr. 2024.

YEN, Kuang-Chieh; CHENG, Hui-Pei. Economic policy uncertainty and cryptocurrency volatility. **Finance Research Letters**, v. 38, p. 101428, 2021.

WIMALAGUNARATNE, Minul; PORAVI, Guhanathan. A Predictive Model for the Global Cryptocurrency Market - A Holistic Approach to Predicting Cryptocurrency Prices. In: **8th International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation**, 2018.

WRIGHT, A.; De FILIPPI, P. Decentralized blockchain technology and the rise of lex cryptographia. **SSRN**, 2015. Disponível em: <https://ssrn.com/abstract=2580664>.

ZAHNENTFERNER, J.; KAIDALOV, D.; ETIENNE, J.-F.; DÍAZ, J. Djed: A Formally Verified Crypto-Backed Autonomous Stablecoin Protocol. In: **IEEE International Conference on Blockchain and Cryptocurrency (ICBC)**, Dubai, United Arab Emirates, 2023. p. 1-9. DOI: <10.1109/ICBC56567.2023.10174901>.

ZHANG, W.; WANG, P.; LI, X.; SHEN, D. Some stylized facts of the cryptocurrency market. **Applied Economics**, v. 50, n. 55, p. 5950–5965, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1080/00036846.2018.1488076>.