

Escola Superior Gestão de Tomar

DeFi - O novo sistema financeiro descentralizado

Dissertação de Mestrado

Afonso Manuel Coelho Branco

Mestrado em Gestão

Tomar, outubro 2024



Escola Superior Gestão de Tomar

DeFi - O novo sistema financeiro descentralizado

Dissertação de Mestrado

Afonso Manuel Coelho Branco

Orientado por:

Professor Doutor Renato Heitor Correia Domingues , Instituto
Politécnico de Tomar

Professor Doutor Jorge Manuel Marques Simões , Instituto
Politécnico de Tomar

*Dissertação apresentada ao Instituto Politécnico de Tomar para
cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em
Mestrado de Gestão*

Agradecimentos

Este trabalho não seria possível sem o auxílio dos meus orientadores, Doutor Renato Domingues e o Doutor Jorge Simões, que me acompanharam e ajudaram sempre que necessitei e mostraram-se disponíveis.

Não poderia também deixar também de agradecer a toda a minha família, especialmente aos meus pais e à minha irmã, que me deram todo apoio e motivação durante a minha vida académica e na realização deste trabalho de investigação.

Por fim, um grande obrigado a todos os meus amigos, de infância e àqueles que conheci durante o percurso académico por todo o apoio prestado, pela força, compreensão e motivação que sempre me deram para que conseguisse chegar onde cheguei.

Resumo

As *DeFi* (decentralized finance) são uma forma de transacionar de maneira descentralizada, utilizando uma nova tecnologia chamada *Blockchain*. Este novo sistema (*DeFi*) permite tornar mais baratos os custos de transação em relação ao modelo tradicional.

Este trabalho propôs-se a realizar um estudo sobre a influência das *DeFi* em relação às criptomoeadas utilizando como representante delas o *Bitcoin*, ativos tradicionais como o Ouro e Petróleo, e o sistema monetário tradicional utilizando como referência para isso o dólar e euro. Estes elementos vão ser submetidos a diferentes modelos estatísticos entre eles a matriz de correlação, a regressão linear múltipla em séries temporais e a regressão quantílica de forma a poderem ser analisados posteriormente em relação aos dados obtidos por diferentes autores que realizaram estudos semelhantes envolvendo estes elementos para depois ser possível comparar os dados de ambos, de forma a verificar se os resultados obtidos foram semelhantes.

Através dos dados analisados foi possível verificar a importância das *DeFi* como alternativa aos agentes económicos correntes mostrando como um portfólio de investimento que utilize as *DeFi* como um fator de diversificação pode desempenhar uma maior eficiência do mesmo.

Palavras-chave: *DeFi, Ethereum, Bitcoin, volatilidade, sentimento do twitter*

Abstract

DeFi (decentralized finance) is a way of transacting in a decentralized way, using a new technology called Blockchain. This new system (DeFi) allows transaction costs to be lowered compared to the traditional model.

This work proposed to carry out a study on the influence of DeFi in relation to cryptocurrencies using Bitcoin as their representative, traditional assets such as Gold and Oil, and the traditional monetary system using the dollar and euro as a reference for this. These elements will be subjected to different statistical models including the correlation matrix, multiple linear regression in time series and quantile regression so that they can be later analyzed in relation to data obtained by different authors who carried out similar studies involving these elements so that it is possible to compare the data from both, to verify whether the results obtained were similar.

Through the data analyzed, it was possible to verify the importance of DeFi as an alternative to current economic agents, showing how an investment portfolio that uses DeFi as a diversification factor can achieve greater efficiency.

Keyword: DeFi, Ethereum, Bitcoin, volatility, twitter sentiment

Índice

Agradecimentos	i
Resumo	ii
Abstract.....	iii
Índice de Tabelas	v
Lista de Acrónimos.....	vi
1. Introdução.....	1
2. Enquadramento teórico.....	2
2.1 O Surgimento das finanças descentralizadas	2
3. Revisão de Literatura.....	5
3.1. A relação do Sentimento com o <i>DeFi</i>	5
3.2. A relação da volatilidade das criptomoedas com o <i>DeFi</i>	8
4. Metodologia.....	10
4.1 Introdução às questões de investigação	10
4.1.1 Questões de investigação	11
4.2 Modelo de Estimação.....	13
4.2.1 Estatísticas Descritivas	13
4.2.2 Matriz de Correlação.....	13
4.2.3 Regressão Linear Múltipla em séries temporais	15
4.2.4 Regressão Quantílica.....	17
5. Descrição das variáveis e dados	18
6. Resultados.....	21
7. Resposta às questões de investigação após resultados	37
8. Conclusão	47
Referências Bibliográficas.....	48

Índice de Tabelas

Tabela I - Coeficiente de correlação de Pearson	14
Tabela II - Descrição das variáveis e número de observações	20
Tabela III - Matriz de correlação entre as variáveis utilizadas.....	22
Tabela IV - Regressão Linear Múltipla em Séries Temporais entre as DeFi (ETH/EUR) e as várias independentes	24
Tabela V - Regressão Quantílica de 25 entre as DeFi (ETH/EUR) e as variáveis independentes	29
Tabela VI - Regressão Quantílica de 50 entre as DeFi (ETH/EUR) e as variáveis independentes	31
Tabela VII - Regressão Quantílica de 75 entre as DeFi (ETH/EUR) e as variáveis independentes	34

Lista de Acrónimos

ADF- *Augmented Dickey-Fuller*

ARDL - *Autoregressive Distributed Lag*

ARMA- *Autogressive-Moving-Average*

BTC- *Bitcoin*

Cripto – Criptomoeda

Dapps – Aplicativos descentralizados

DeFi- *Decentralized Finance*

ETH - *Ethereum*

EUA – Estados Unidos da América

EUR- Euro

FinTech - *Financial Technology*

FOREX- *Foreign exchange*

GARCH - *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*

GHSKT - *Generalized HyperBolic Skew Student*

LPPL- *Log-Periodic Power Law*

ML- *Machine learning*

MMQ - Mínimos Quadrados

PP- *Phillips-Perron*

TEU- Sentimento do *Twitter*

TVP-VAR – Modelo autorregressivo de vetores de parâmetros variantes no tempo

USD – Dólar

VECM- *Vector Error Correction model*

1. Introdução

As *DeFi* foram escolhidas como tema deste trabalho por se tratar de uma inovação tecnológica que em contraste com o sistema financeiro centralizado tradicional cujo a sua atividade é baseada na utilização de agentes que atuam como suporte e reguladores deste sistema, em contraste as *DeFi* procuram atuar sobre um sistema financeiro descentralizado, que não necessita da intermediação de terceiros pois o seu funcionamento é baseado em contratos inteligentes utilizando a *blockchain*.

Foram realizadas neste trabalho quatro questões de investigação, cujo objetivo é analisar este trabalho sobre diferentes perspetivas que visam responder à temática inicial proposta neste trabalho de investigação, sendo elas o sentimento do investidor no dólar (*TEUUSA*) em relação como isso afeta o *DeFi*, como a volatilidade das criptomoedas representada pelo *Bitcoin* afeta as *DeFi*, qual a melhor opção para uma carteira de investimento baseada nas *DeFi* e ativos tradicionais e todos estes resultados analisados e submetidos com os dados de outros autores e a sua contribuição para a ligação de um nexos comportamental que demonstram um caminho semelhante entre os resultados de ambos.

Os resultados obtidos neste trabalho de investigação, de forma a investigar as questões apresentadas, foram comprovadas através da utilização dos dados, sendo submetidos a diferentes modelos estatísticos, entre eles a matriz de correlação, a regressão linear múltipla em séries temporais e a regressão quantílica. Estes dados foram retirados no período entre 02/01/2017 e 21/04/2023.

Por último nas considerações finais sintetizamos de que forma consolidamos os conhecimentos adquiridos através deste trabalho bem como se os resultados obtidos permitiram chegar às conclusões pretendidas na proposta inicial deste trabalho e se os objetivos propostos foram realizados com sucesso.

2. Enquadramento teórico

2.1 O Surgimento das finanças descentralizadas

As instituições financeiras tiveram funções importantes, durante séculos nas transações económicas, de tal forma que sem elas seria difícil realizar as transações devido aos custos. O surgimento da internet e o desenvolvimento das novas tecnologias caracterizam a economia digital. Algumas das funções, que as instituições financeiras tinham, começaram a ser desempenhadas pela tecnologia financeira (*FinTech*). (Board, 2019).

Sem os intermediários, as transações entre ambas as partes tornam-se mais difíceis, na medida em que, não consigam estabelecer a ligação de modo a negociar ou a fazer cumprir o acordo. Nas transações económicas os intermediários desempenham funções importantes, isto porque ajudam na ligação e confiança entre as partes envolvidas nas transações, de maneira em que nenhum saía da transação a perder, e podem também conseguir a redução dos custos e a possibilidade de aumentar o volume da transação. Os intermediários podem também utilizar as transações económicas para elevar os seus próprios interesses, levantando desta forma preocupações sobre o poder de mercado.

O conflito existente no sistema financeiro, entre a necessidade de transações mais eficientes e a preocupação com o poder de mercado, determina como a sociedade interpela os intermediários nas transações económicas, onde geralmente estas são facilitadas e controladas pelas grandes instituições financeiras. A tecnologia digital, por vezes, consegue diminuir o custo das transações, aumentar os objetivos iniciais das transações e desenvolver as transações *peer-to-peer*, promovendo novas inovações na *FinTech*. Com o surgimento da *FinTech*, os intermediários deixaram de ser necessários nas transações bem como as instituições financeiras que são cada vez menos necessárias. A próxima evolução surge através das finanças descentralizadas sendo esta uma infraestrutura baseada em *blockchain* permitindo que a descentralização continue a ter cada vez mais importância à medida em que a nova tecnológica (*blockchain*) tenha desenvolvimentos. (Chen & Bellavitis, 2020)

As finanças descentralizadas não dependem de qualquer intermediário e instituições centralizadas, usam aplicativos descentralizados (*Dapps*) e protocolos abertos desenvolvidos em plataformas públicas de contratos inteligentes, como a *blockchain*

Ethereum, sem qualquer permissão e com uma alta capacidade de atuação, desta forma executa sistemática os serviços financeiros, como por exemplo empréstimos, de forma mais aberta e transparente. As transações são executadas de uma forma mais segura e verificável, os acordos são gerados através de códigos e as alterações de estado legítimas permanecem na *blockchain* pública. (Schär, 2021)

Os desenvolvimentos da tecnologia *blockchain* estão a dar importância à descentralização. Esta tecnologia consegue tirar das transações financeiras, a necessidade de ter intermediários, permitindo as transações (*peer-to-peer*) através da confiança distribuída e das plataformas descentralizadas. Como tal, a tecnologia *blockchain* é capaz de aumentar os objetivos e a eficiência destas transações (*peer-to-peer*), fazendo com que os negócios impossíveis de realizar, sejam executados de forma viável. (Chen et al., 2019)

A tecnologia *blockchain* consegue dar confiança, isto porque as transações registadas são válidas, imutáveis e verificáveis, a validação ocorre por meio de um consenso distribuído sendo também protegidas por meio de uma criptografia avançada onde a maioria das funções são executadas por contratos inteligentes. Através da descentralização, a tecnologia *blockchain* consegue que os custos associados às transações sejam reduzidos e permite a possibilidade de a transação ser expandida, fazendo a ligação entre os diferentes pontos de maneira mais eficiente. (Cong & He, 2019).

Segundo Schär (2021), nas finanças descentralizadas é possível utilizar uma série de aplicativos (*Dapps*) onde os utilizadores conseguem comprar ativos ligados ao dólar (*USD*) nas bolsas descentralizadas, mais conhecidos por *stablecoins*, e transferi-los para uma plataforma de empréstimo, por exemplo, de modo que mais tarde possam ganhar juros ao introduzir instrumentos numa *pool* de liquidez descentralizada ou num fundo de investimento *on-chain*.

O conceito de contratos inteligentes foi introduzido nos anos noventa por Nick Szabo, onde Schär (2021), para exemplificar melhor, remete a uma máquina de venda automática argumentando que os acordos podem ser inseridos no hardware e software que usamos. Os contratos inteligentes são protocolos de computador autoexecutáveis dentro da tecnologia *blockchain* e utilizam um alto nível de segurança, reduzindo o risco de manipulação e intervenção de terceiros, sendo fundamentais tanto nos protocolos criados como nos próprios aplicativos onde são facultados.

Estes contratos, armazenam criptoativos e assumem as funções das instituições financeiras, formalizam um conjunto de regras escritas em linguagem de programação daí serem flexíveis. Schär (2021), afirma também que o conceito de contratos inteligentes foi mais tarde formalizado por Wood (2014), o mesmo apresenta estes contratos sob o nome de *Ethereum*, onde defende que “A *Ethereum* é a maior plataforma de contratos inteligentes em termos de capitalização de mercado, aplicativos disponíveis e atividade de desenvolvimento”.

A arquitetura do *DeFi* é formada por várias camadas, cada uma com um propósito específico, o modelo destas camadas é organizado numa só estrutura em que umas camadas se sobrepõe sobre outras, criando uma infraestrutura aberta que se combina entre si. As camadas numa estrutura hierárquica, ou seja, as camadas superiores são tão seguras como as camadas inferiores, desta forma se cadeia de blocos da Camada 1 for comprometida isso irá afetar a segurança de todas as outras camadas. Isto permite que caso seja usado um registo autorizado como base, não será possível que as camadas subsequentes, sejam descentralizadas. As camadas existentes são cinco, a camada de liquidação, ativo, protocolo, aplicação e agregação:

1. A camada de liquidação (Camada 1) consiste na *blockchain* e seu ativo de protocolo nativo (por exemplo, *Bitcoin [BTC]* no *blockchain Bitcoin* e *ETH* no *blockchain Ethereum*). Esta camada permite que a rede armazene informações com segurança e garante que quaisquer alterações de estado sigam um conjunto de regras. A *blockchain* pode ser vista como a base para a execução sem confiança e serve como uma camada de solução de acordos e disputas.

2. A camada de ativos (Camada 2) consiste em todos os ativos serem emitidos na Camada 1, ou seja, o ativo de protocolo nativo, bem como quaisquer ativos adicionais emitidos neste *blockchain* (geralmente chamados de *tokens*).

3. A camada de protocolo (Camada 3) oferece padrões vários casos de uso específicos, como as bolsas descentralizadas, mercados de dívida, derivativos e gerenciamento de ativos na cadeia. Estes padrões são implementados como um conjunto de contratos inteligentes que dão acesso a qualquer utilizador (ou aplicativo *DeFi*). Como tal, esses protocolos são altamente interoperáveis.

4. A camada de aplicação (Camada 4) cria aplicativos orientados para que os utilizadores consigam estabelecer ligação aos protocolos individuais. A interação do

contrato inteligente é desenvolvida através de um *front-end* baseado em navegador da *web*, tornando os protocolos facilmente utilizáveis.

5. A camada de agregação (Camada 5) é uma extensão da Camada 4. Aqui são criadas plataformas centralizadas no utilizador, que estabelece ligação a vários aplicativos e protocolos existentes. São também fornecidas ferramentas de modo a poderem comparar e avaliar serviços, que permitem aos utilizadores executar tarefas mais complicadas, utilizando vários protocolos em simultâneo e interligar as informações mais importantes de maneira clara e concisa.

3. Revisão de Literatura

3.1. A relação do Sentimento com o *DeFi*

Os autores Edelen et al. (2010), definiram o sentimento num contexto de investimento como "flutuações na tolerância ao risco ou previsões de fluxo de caixa excessivamente otimistas ou pessimistas". Tanto um como noutro, o sentimento poderá ter uma influência na decisão dos preços dos ativos diferente do impacto dos fundamentos, como nas taxas de juro ou na mudança no conjunto de oportunidade de investimento.

Assim desta forma quando o investidor tem um sentimento positivo, ele fica mais propenso em aumentar as alocações de investimento em ativos de risco, conseqüentemente irá diminuir as alocações em ativos correntes e o retorno futuro esperado dos ativos (taxas de juro ou mudança no conjunto de oportunidade de investimento). Já o oposto, ou seja, um sentimento negativo do investidor, irá provocar uma diminuição do investimento em ativos de risco conseqüentemente aumentando a alocação em ativos correntes.

De acordo com Chau et al. (2011), os estudos tem se concentrado “na relação transversal e temporal entre sentimento e retornos de mercado e como o sentimento afeta o financiamento corporativo”. A principal questão, é saber se o sentimento do investidor altera as estratégias de negociação dos investidores, no entanto não existem muitos estudos sobre esta ligação.

Os modelos teóricos explicam que as existências de irregularidades nos lucros dos ativos podem de alguma forma fazer com que a reação dos investidores a nova informação

seja investigada. Por isso, a atenção dos investidores tem um papel importante nos preços dos ativos, retornos e eficiência dos mercados de valores mobiliários. A atenção do investidor, medida através de pesquisas ativas na Internet de índices de segurança em várias categorias principais de investimento.

Através de várias pesquisas foi possível descobrir que os lucros mudam significativamente após um aumento na atenção, mas esse efeito dura apenas um curto período. Por outro lado, um declínio nos retornos do índice leva que haja uma mudança de longo prazo na atenção. Os lucros passados afetam o efeito da atenção nos lucros atuais e na volatilidade porque existe a hipótese de haver mudanças nos lucros dos índices ou no sinal dos lucros passados que indicam informações a que os investidores estão atentos.

Os resultados indicam que a atenção do investidor tem um papel importante na eficiência do mercado, caso o lucro esperado seja interpretado como uma forma ineficiente. Foi possível entender que a atenção diminui a previsibilidade dos lucros com base nos lucros observados em outros índices. Os resultados observáveis estão em sintonia com os modelos de Grossman e Stiglitz (1980), estas informações adicionais derivam de uma maior atenção do investidor, permitindo assim aumentar a eficiência do mercado. (Vozlyublennaia, 2014).

Niels Degrande et al. (2017), afirmam que a análise de sentimento é um subcampo do processamento de linguagem natural. Esta tenta tirar informações de documentos como artigos de notícias ou de análises de produtores, bem como de voz e vídeo.

Segundo Subramaniam e Chakraborty (2019), Odean (1999) sugeriu que os indivíduos escolhessem as ações, entre milhares de ações que chamaram à sua atenção recentemente. Assim, verifica-se que a atenção do investidor é o principal fator na determinação da seleção de ações que os indivíduos compram e vendem. Hirshliefer e Teoh (2003) estudaram as consequências que a atenção do investidor nas negociações de mercado e divulgações da empresa. Pen e Xiong (2006) mostram que a atenção do investidor remete ao comportamento de aprendizagem de categoria. O investidor foca a sua atenção no mercado e nas informações de cada setor, em vez das informações específicas da empresa.

Estes dois últimos autores, Hirshliefer e Teoh (2003) e Peng e Xiong (2006) seguiram a teoria de Merton (1987), que demonstrou que a atenção do investidor é importante para os preços dos ativos.

Quando existe muitos eventos seguidos, a atenção do investidor fica mais complicada, porque como são muitos eventos não conseguem estar atentos a todos estes, levando muitas vezes a que fiquem distraídos. Isto leva a que o mercado sofra consequências como a demora dos investidores a reagir aos anúncios de lucros, porque a atenção é menor. (Al Guindy, 2021)

Bouri et al. (2022), estudaram o efeito que o sentimento do investidor tem na conectividade do lucro e da volatilidade dos mercados financeiros através de uma “estrutura de conectividade baseada no modelo autorregressivo de vetores de parâmetros variantes no tempo (TVP-VAR)” dos autores Antonakakis et al. (2020).

Foi utilizado um índice de felicidade do investidor baseado na mídia social através de dados de *feed* do *Twitter* como “um *proxy*” para o sentimento do investidor, de modo a perceberem o efeito dinâmico do sentimento nos padrões de conectividade nos mercados financeiros. Seguiram três abordagens diferentes para medirem o sentimento do investidor. A primeira foi capturar o sentimento do investidor através de várias medidas baseadas no mercado, as chamadas “*proxies*”. A segunda abordagem foi concentrarem se em índices baseados em pesquisas. A última e terceira abordagem, originou que as métricas do sentimento do investidor de notícias e conteúdos baseados na mídia social, tendem a ter uma maior transparência em relação às outras alternativas que seguem abordagens de mercado que recolhem dados em relação a pesquisas. Sendo que o método baseado em mercado mais abrangente nas suas métricas de pesquisa, contrariamente ao método baseado em pesquisa tem um índice de erro superior, para além que uma abordagem tradicional atua sobre métricas de frequência mais baixas (mensais ou trimestrais).

Para o índice de felicidade utilizado foi seguido uma natureza global, pois o *Twitter* engloba vários países com influência no sistema financeiro de forma a poder analisar o sentimento do investidor num nível mais abrangente.

3.2. A relação da volatilidade das criptomoedas com o DeFi

Muitos dos fatos isolados que caracterizam as séries temporais financeiras usuais também se aplicam às criptomoedas. Como por exemplo, as criptomoedas apresentam volatilidade variável no tempo, observações extremas e o efeito de alavancagem, em que uma reação do processo de volatilidade é diferente do sinal de observações. Por isso os modelos de volatilidade dinâmica padrão como o modelo (GARCH) *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* de Bollerslev, não funciona tão bem e mostra que é possível ser substituído por outras opções, como o modelo *Score Driven* com condicional (GHSKT) *Generalized HyperBolic Skew Student t*. No modelo de volatilidade *Score Driven*, a caracterização da distribuição condicional é muito importante, porque o caracteriza o filtro para a volatilidade condicional. (Catania et al., 2018).

Segundo Shuyue et al. (2018), existe uma série de estudos que se focam nas categorias ou então no desempenho das criptomoedas. Mas, muitos destes estudos concentram se apenas no *Bitcoin* e estão pouco atentos ao relacionamento entre as diferentes criptomoedas, à conectividade da volatilidade ou a influência doutros acontecimentos em criptomoedas. Ao estudar a conectividade ou as suas influências das criptomoedas, conseguimos perceber que o mecanismo como é transmitida as informações no mercado de criptomoedas e como este fornece informações úteis para os investidores do mercado. A conectividade da volatilidade ou a influência doutros acontecimentos em criptomoedas, ao serem de alto nível, definem o limite dos benefícios da diversificação.

Caso os investidores tenham o conhecimento de como o mecanismo transmite as informações no mercado de criptomoedas, estes conseguem usá-lo de modo a ajustar as carteiras de ativos, criar estratégias para investir ou *hedge* (operação que reduz o risco ou elimina a variação de preços), quando o mercado estiver a sofrer um alto nível de conectividade de volatilidade. As teorias tradicionais, que focam se na conectividade ou na influência da volatilidade e também no mecanismo que transmite as informações, podem ser divididas em dois grupos.

O primeiro grupo “refere se ao mecanismo de transmissão visível, que sustenta a visão de que a correlação entre os fundamentos económicos e a alocação global de capital leva ao movimento dos preços dos ativos”. O segundo grupo é o “o mecanismo de

transmissão invisível, incluindo a ineficiência do mercado, a expectativa psicológica e os comportamentos dos investidores”. As pessoas que defendem esse mecanismo consideram que os investidores procuram oportunidades de investir ou *hedge*, num mercado em específico, estando atentos também a outros mercados, por este motivo as informações de diferentes canais tendem a ser procuradas em simultâneo causando uma correlação entre elas.

Ainda assim, no mercado de criptomoedas, esses mecanismos poderão ser diferentes, isto porque a tecnologia e o ambiente do mercado das criptomoedas diferem dos ativos financeiros tradicionais (ações, títulos, moedas). Por isso, é possível estudar como os impactos da volatilidade são transmitidos de uma criptomoeda para outra criptomoeda, sendo importantes para os investidores do mercado.

Segundo Yin et al. (2021), as criptomoedas tem sido caracterizadas pela grande volatilidade de preços. A maioria dos estudos indicam que a criptomoeda está isolada dos fundamentos económicos e financeiros, porque existem fatores únicos que influenciam na dinâmica de preços, como a oferta de criptomoeda, atratividade do investidor, o anonimato dos utilizadores e programadores entusiastas. Os autores afirmam que “O desenvolvimento macrofinanceiro atribui à flutuação do preço do *Bitcoin* e, além disso, a incerteza da política económica notícias macroeconómicas e o risco no mercado de ações dos EUA (Estados Unidos da América) influenciaram a volatilidade das criptomoedas” indicam que a confiança dos investidores no sistema financeiro global é reduzida pelo aumento das incertezas económicas e políticas o que tem como consequência final o aumento da atratividade das criptomoedas.

O autor Al Guindy, afirma que a *Bitcoin* foi a maior criptomoeda e a que teve melhor desempenho do mundo, em termos de lucros, em 2013, 2015 e 2016, mas também foi a moeda com pior desempenho do mundo em 2014, apenas para alcançar o seu máximo seguido de uma queda extrema em 2017 e 2018.

As interações entre as criptomoedas e outros produtos do mercado financeiro tem tido uma maior atenção, como mercados futuros. Os autores Corbet et al. (2018), descobriram que ao comprar ou vender *Bitcoins* no futuro originou um mecanismo desestabilizador que aumentou a volatilidade da criptomoeda.

As criptomoedas apresentem evidências de alta volatilidade nos períodos em que o investidor tem medo. Os autores Akyildirim et al. (2020), indicam que “não apenas a

volatilidade da criptomoeda mostrou evidências de correlação com produtos de volatilidade durante os períodos de alta volatilidade”, como também “as criptomoedas apresentaram um aumento na volatilidade durante os períodos mais altos de maiores níveis de medo nos Estados Unidos e na Europa, respetivamente. A “volatilidade excepcional de preços” é uma das principais características que a tecnologia blockchain procura aperfeiçoar. Isto porque, a volatilidade excessiva pode trazer problemas para os investidores e utilizadores de criptomoedas. É importante entender a volatilidade excessiva dos preços das criptomoedas, pois através da sua compreensão as criptomoedas ganham uma maior atenção por parte do investidor, destacando-se da classe de ativos.

4. Metodologia

Para investigar as questões apresentadas, realizou-se um estudo econométrico, no período entre 02/01/2017 e 21/04/2023, sobre o comportamento das *DeFi* através da Regressão Quantílica e da Regressão Linear Múltipla em séries temporais, de modo a estimar a relação que as *DeFi* têm sobre alguns ativos.

A determinação do modelo estimado é o resultado de uma revisão da literatura teórica e empírica sobre o surgimento das *DeFi*, a relação do sentimento com o *DeFi* bem como a relação da volatilidade das criptomoedas com o *DeFi*.

4.1 Introdução às questões de investigação

Segundo Lim (2014), questões de investigação têm influência na forma de como um trabalho de investigação se desenvolve. Este trabalho precisa ser orientada por questões de investigação que desempenham a função de interligar a literatura de pesquisa com a informação restante do restante trabalho de investigação.

Ao longo da recolha de informação para a elaboração deste trabalho foram surgindo questões de investigação que justificam a realização deste trabalho. Para isso estas questões foram segmentadas de forma a dar perspetiva ao tema geral deste trabalho “***DeFi* - O novo sistema financeiro descentralizado**” Cada uma destas questões aborda, um determinado ponto de reflexão que tem o objetivo de exemplificar e quantificar como as

DeFi se comportaram durante o período de avaliação ao qual foi utilizado neste trabalho para obtenção de dados.

Essas questões procuram mostrar alguns aspetos gerais do comportamento das *DeFi*, sendo esses a influência das expectativas do investidor e como isso afeta o comportamento que as *DeFi* demonstram. A reação da expectativa do investidor, tem um componente de interligação de todos os agentes que se propõem em criar um sistema descentralizado oposto ao funcionamento normal da economia corrente “o mercado financeiro centralizado” e como esses mesmos agentes estão interligados ao ponto de que períodos positivos ou negativos apresentarem comportamentos semelhantes relacionados às expectativas do investidor mencionadas anteriormente, afetando a sua volatilidade como um todo. Também dentro deste contexto se essa volatilidade caso seja direcionada de forma positiva para esse mercado em relação ao restante mercado e para isso iremos contar com a realização de modelos estatísticos de forma a compreender como esse estudo mostra-se em relação às restantes fontes de investigação.

4.1.1 Questões de investigação

As questões de investigação que foram então surgindo ao longo deste trabalho foram as seguintes:

Q1- Como o sentimento do investidor afeta as *DeFi*?

As *DeFi* são a base deste trabalho, mas um dos problemas observados ao longo da revisão literária realizada para a elaboração deste trabalho foi a quantidade de especulação existente em volta de todo este mercado descentralizado (*DeFi* e criptomoedas). Para isso a criação desta primeira questão de investigação é fundamental para quantificar como as expectativas de mercado sujeitas ao entendimento que o investidor demonstra nele o afetam. No caso serão utilizadas base de dados a partir do *Twitter* de forma a perceber se o sentimento do investidor afeta as *DeFi*.

Q2- Como a volatilidade das criptomoedas afeta as *DeFi*?

A volatilidade não é sinonimo de uma valorização ou desvalorização acelerada de um determinado ativo. Pois temos como exemplo o *EUR/USD*, paridade do mercado *Forex* (*Foreign Exchange*), mercado descentralizado destinado a transações de câmbio, que é considerada a paridade de maior volatilidade do mundo e no entanto apesar deste

facto, a sua alteração de valor em grande escala é baixa, pois mesmo sendo extremamente transacionada ao longo do dia por bancos e agentes financeiros o seu valor real não tende a subir ou descer em grande escala em relação ao seu preço. Dado que a real alteração de valor a longo prazo deve-se à desvalorização de uma delas em relação à outra por conta da inflação, mas sendo elas as duas moedas mais sólidas e confiáveis do mundo elas tendem a manter um valor de equilíbrio entre si.

Sendo que a volatilidade é um aspeto bastante significativo como verificado através da revisão literária previamente realizada para a elaboração deste trabalho de investigação vamos procurar verificar como essa volatilidade das criptomoedas afeta as *DeFi*.

Q3- Diversificar uma carteira de investimento em *DeFi* e ativos apresentará uma melhor alternativa em relação a manter o património em moeda corrente?

As *DeFi* apresentam comportamentos de risco semelhantes aos encontrados nas criptomoedas. Um dos grandes fatores que contribui para isso, é a especulação extremamente elevada que contribui para este meio e como tal transferir todo o património para as *DeFi* seria uma opção extremamente arriscada, como defendido por diversos estudos elaborados.

No entanto uma carteira diversificada pode apresentar um equilíbrio entre o risco e o potencial de retorno das *DeFi*. Portanto esta questão procura verificar-se uma relação da carteira de ativos diversificada com as *DeFi* sendo um desses ativos, será uma alternativa viável em relação a uma carteira de ativos tradicional que visa se proteger da desvalorização da moeda corrente.

Q4- Como as criptomoedas, se comportam quando submetidas a diferentes modelos estatísticos, e como é que os seus resultados se diferenciam em relação às *DeFi*?

Neste trabalho serão realizados modelos estatísticos para as criptomoedas, de forma a poder comparar esses modelos entre si mas também com modelos estatísticos realizados por outros autores, os quais foram analisados previamente na recolha de informação para este trabalho.

Os modelos estatísticos deste trabalho, serão a Matriz de correlação, Regressão Linear Múltipla em Séries Temporais e a Regressão Quantílica de 25, 50 e 75. Todos

estes modelos, apresentam alterações no cálculo estatístico, mas seguem uma mesma tendência de comportamento entre si, ou seja, a comparação de uma determinada relação de um bem com o outro.

4.2 Modelo de Estimação

4.2.1 Estatísticas Descritivas

Segundo Marshall e Jonker (2010), a Estatística é uma ciência exata que fornece métodos que auxiliam o analista no processo de tomada de decisão com base na análise dos dados, para que este consiga recolher, organizar, apresentar e interpretar o conjunto de dados, esta está dividida em três áreas: probabilidades, estatística descritiva e inferência estatística. A probabilidade é o estudo da aleatoriedade e incerteza. A estatística descritiva sintetiza os dados de forma a ter uma melhor compreensão das informações obtidas, e é classificada como medidas de localização (medidas de tendência central e não central), dispersão, assimetria e medidas de achatamento, enquanto a inferência estatística utiliza técnicas como a estimação e testes de hipóteses, que através da informação amostral, permite caracterizar uma certa população, necessitando de um conhecimento das probabilidades.

Neste trabalho os dados são analisados através da estatística descritiva e onde esta é composta por uma medida de localização, mais propriamente, por uma, medida de tendência central (média), por uma medida de dispersão (desvio-padrão) e pelo mínimo e máximo que são os extremos das observações. (Morais, 2005)

4.2.2 Matriz de Correlação

Foi utilizada uma **matriz de correlação linear**, de forma a quantificar esta relação, e identificar o comportamento existente entre as variáveis, utilizando o **coeficiente de correlação linear de Pearson**, para poder perceber se existe uma relação linear entre as variáveis, que é dado por (Rodrigues, 2012):

$$R_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

onde

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n} \text{ e } \bar{y} = \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{n}$$

Podemos dizer então que é o quociente entre a covariância entre x e y e o produto de desvios padrão de x e y , ou seja, a partir do coeficiente de correlação de Pearson podemos tirar conclusões sobre a direção e intensidade da relação existente entre as variáveis x e y . Na **Tabela I**, podemos verificar a interpretação, que é feita do coeficiente de correlação de Pearson.

Tabela I - Coeficiente de correlação de Pearson

Coeficiente de correlação	Correlação
$R_{xy} = 1$	Perfeita positiva
$0,8 \leq R_{xy} < 1$	Forte positiva
$0,5 \leq R_{xy} < 0,8$	Moderada positiva
$0,1 \leq R_{xy} < 0,5$	Fraca positiva
$0 \leq R_{xy} < 0,1$	Ínfima positiva
0	Nula
$-0,1 \leq R_{xy} < 0$	Ínfima negativa
$-0,5 \leq R_{xy} < -0,1$	Fraca negativa
$-0,8 \leq R_{xy} < -0,5$	Moderada negativa
$-1 \leq R_{xy} < -0,8$	Forte negativa
$R_{xy} = -1$	Perfeita negativa

Fonte: Rodrigues(2012)

O **coeficiente de correlação de Pearson** varia entre os valores -1 e 1. O valor de -1 significa que estamos perante uma correlação negativa perfeita, onde as variáveis variam no sentido inverso, ou seja à medida que o valores de X vão aumentando, os valores de Y diminuem e onde os pontos estão alinhados de forma linear através de uma reta decrescente; o valor de 1 significa que estamos perante uma correlação perfeita positiva, onde as variáveis variam no mesmo sentido, isto é à medida que os valores de X aumentam e onde os pontos estão alinhados de forma linear através de uma reta crescente, os valores de Y aumentam proporcionalmente; o valor de 0 significa que não existe correlação, ou seja as variáveis não dependem linearmente uma da outra. Assim quanto mais próximo estiver de 1 ou -1 o valor do coeficiente, mais forte será a correlação existente entre as variáveis (Fernandes, 2019).

4.2.3 Regressão Linear Múltipla em séries temporais

A regressão linear é um dos modelos de previsão mais conhecidos, intuitivos, simples e bastante utilizado em aplicações de medicina, engenharia, finanças, gestão, meio ambiente. (Etemadi & Khasei, 2021)

O **modelo de regressão linear** consegue determinar a relação entre duas ou mais variáveis. Os modelos de regressão são utilizados consoante o número de variáveis que vamos analisar, se formos analisar apenas duas variáveis quantitativas X, independente, e Y, dependente utilizamos o modelo de regressão linear simples. Se analisarmos mais que duas variáveis utilizamos o modelo de regressão linear múltiplo. (Eberly, 2007)

O modelo de regressão linear simples é definido como (Zou et al., 2003):

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$$

onde y é a variável dependente e x a variável independente

Enquanto o modelo de regressão linear múltipla é definido como:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon$$

Uma das vantagens que o modelo de regressão linear múltipla tem sobre os modelos de aprendizado de máquina, Redes Neuais Artificiais (RNA) por exemplo, é o facto de

analisar a relação entre conjuntos de variáveis e permite que haja mais interação e controlo sobre a análise preditiva.

Este modelo descreve como as mudanças individuais na variável dependente podem ser explicadas por várias variáveis independentes. A interpretação e a previsão são as duas principais razões para utilizar os modelos de regressão. Na interpretação, os coeficientes de regressão, são uma estimativa do efeito da variável independente controlando outros fatores do modelo de regressão, consolidando desta forma a relação existente entre a variável dependente e as variáveis independentes. Na previsão, os valores da variável dependente não observados ou futuros com base nos valores atuais das variáveis independentes, vão ser previstos.

Os autores Tang et al. (2019), estabeleceram o modelo de regressão múltipla utilizando parâmetros característicos da onda de pulso da artéria radial de forma a conseguirem avaliar o envelhecimento vascular.

Já Rath et al. (2020), para prever a tendência do dia seguinte dos casos ativos de doença por coronavírus (*COVID-19*) na Odisha e na Índia, aplicaram o modelo de regressão linear múltipla. Este modelo conseguiu uma notável precisão no reconhecimento do *COVID-19*.

Enquanto Huang et al. (2020), apresentaram um modelo de regressão linear múltipla baseado em *K-means*, de forma a prever as novas hospitalizações locais por doença pulmonar obstrutiva crônica por semana com poluentes atmosféricos significativos. Este modelo de previsão entre Doença Pulmonar Obstrutiva Crônica e poluentes atmosféricos ajudou na identificação precoce, intervenções individualizadas para retardar a progressão da doença e reduziu também as despesas médicas.

O procedimento geral de forma a efetuar uma análise de regressão é o seguinte:

- i. Para cada uma das variáveis independentes, verificar se uma relação linear é apropriada através de um gráfico de dados;
- ii. Calcular o modelo de regressão linear;
- iii. Fazer uma avaliação do modelo, através de um diagnóstico, de modo a perceber se este permite um ajuste que seja adequado aos dados;
- iv. Caso se confirme, utilizar o modelo para fazer as inferências sobre os coeficientes;

- v. Remover as variáveis independentes que não sejam significativas, se for apropriado para o objetivo do estudo;
- vi. Reavaliar o modelo, através de um diagnóstico, de modo a perceber se este permite um ajuste que seja adequado aos dados.

4.2.4 Regressão Quantílica

Segundo Braga (2019), os autores Koenker e Basset (1978) afirmaram que o Método dos Mínimos Quadrados (MMQ) responde de forma sensível a valores extremos (*outliers*). Também foram responsáveis por introduzir a Regressão Quantílica de forma a ampliar a ideia à estimação de funções quantílicas condicionais, os quais são expressos como funções de co variáveis observadas, utilizando modelos utilizando modelos que englobam quantis da distribuição da variável resposta.

O método permite uma minimização dos erros absolutos ponderados. De forma a conseguirmos perceber melhor este método precisamos de comparar a média e o quantil, porque a Regressão Quantílica padroniza os quantis para a distribuição condicional. Em vários estudos, a comparação entre a média e mediana é comum de forma a poder comprovar se a distribuição é simétrica ou assimétrica. Segundo Silva (2018), o quantil será definido da seguinte forma:

- Quantil: O t -ésimo quantil da distribuição de Y é o menor valor de y tal que:

$$F(y) = P(Y \leq y) = \tau$$

Dado um conjunto de observações, o t -ésimo quantil é o valor y para o qual pelo menos $100t$ % observações assumem valores menores ou iguais a y e no máximo $100(1-t)$ % assumem valores maiores ou iguais a y .

A função quantil é definida como sendo a inversa da função de distribuição acumulada de Y :

$$Q_Y(\tau) = F_Y^{-1}(\tau) = \inf \{ y: F(y) \geq \tau \}$$

5. Descrição das variáveis e dados

Como mencionamos anteriormente, realizou-se um estudo econométrico, no período entre 02/01/2017 e 21/04/2023, sobre o comportamento das *DeFi* através da Regressão Quantílica e da Regressão Linear Múltipla em séries temporais, de modo a estimar a relação que as *DeFi* têm sobre alguns ativos. Antes dos resultados é apresentada a tabela das estatísticas descritivas e a matriz de correlação.

Os ativos utilizados neste estudo são o *ETH* (*Ethereum*) que vai servir como referência as *DeFi*, sendo o ativo principal, *BTC* (*Bitcoin*), Ouro, Petróleo, *USD* (Dólar), *EUR* (Euro), *TEU* (sentimento do investidor no *Twitter*). A escolha destes ativos deve-se ao fato que cada uma representa diferentes aspetos do mercado financeiro.

O *ETH* atua como representante das *DeFi*, onde atualmente é a plataforma dominante das finanças descentralizadas e todos os projetos baseados no *Ethereum* têm fácil comunicação e interação, e a criptomoeda que representativa é o *Ether*. (Vujičić et al., 2018)

O *BTC* atua como representante das criptomoedas por ser a primeira criptomoeda, criada por Nakamoto (2008), e a de maior relevância. No dia 1 de abril de 2018, a capitalização de mercado do *BTC* ultrapassou 116 bilhões de dólares americanos (*USD*), de acordo com fonte coinmarketcap.com. Como tal o *BTC* foi utilizado de forma a ter outra criptomoeda, além do *ETH*, como comparação.

O *USD* é a moeda com mais importância no mundo, porque é utilizada como moeda de faturação no comércio mundial, como por exemplo na comercialização do petróleo, sendo, portanto, a moeda mais procurada e confiável. (Kocaarslan, 2021)

O *EUR* é a moeda mais importante na Europa, ela atua como parâmetro de forma a verificar se o *USD*, se mantém estável e sem flutuações de preço, pois o motivo de ter escolhido o *EUR* é que o *USD/EUR* é uma das taxas de câmbio de moeda mais importantes no mundo. (Tao & Sheng, 2024)

O Ouro tem um valor intrínseco, não é responsabilidade de ninguém, isto porque ao contrário das moedas, o Ouro não sofre de inflação. O Ouro é também um ativo de reserva de valor extremamente importante, visto que no passado o *USD* era utilizado como moeda

fiduciária para o Ouro, que tinha nas suas reservas Ouro equivalente ao *USD* impresso. (Mirović & Petrović, 2023)

O Petróleo é um dos mais importantes recursos naturais no mundo e em grande parte nos Estados Unidos, que é um grande exportador de Petróleo. (Su et al., 2020) Após a Segunda Guerra Mundial, o petróleo surgiu como o principal recurso energético utilizado como meio de transporte e produção, sendo também imprescindível nas economias desenvolvidas e emergentes. No mercado de *commodities*, o petróleo bruto tem a maior parte, constituindo 40% do consumo mundial de energia. (Guan et al., 2021)

O *TEU* é o representante do sentimento no *Twitter*, fator muito importante, pois ajuda a entender como o investidor tende a se posicionar perante o mercado. (Kraaijeveld & De Smedt, 2020)

As variáveis utilizadas neste estudo são *ETH/EUR* (referência *DeFi*), *BTC/ETH*, *Ouro/USD*, *Petróleo/USD*, *USD/EUR*, *TEUUSA*, *BTC/EUR* e *ETH/BTC*.

Tabela II - Descrição das variáveis e número de observações

Variáveis	Obs	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
ETH/EUR (Referência DeFi)	1584	906.2369	999.1981	9.14	4149.51
BTC/ETH	1583	26.57676	16.22468	6.624392	107.333
Ouro/USD	1584	1566.082	265.6768	1158.91	2063.81
Petróleo/USD	1584	67.92763	18.90035	19.33	127.98
USD/EUR	1584	.8857764	.0473129	.7994	1.0421
TEUUSA	1584	144.5909	119.09	13.38316	1003.732
BTC/EUR	1584	15772.39	14227.48	755.1	58274.6
ETH/BTC	1584	.0502562	.0242973	.009325	.1502

Fonte: Elaboração própria, estimada no Stata16

A **Tabela II** acima apresenta as estatísticas descritivas em relação ao preço de encerramento diário de cada variável, inclui os valores médios, desvio-padrão, valor mínimo e valor máximo.

O número de observações (1584 ou 1583) desta estatística, corresponde aos dias que foram observados, no período indicado, tendo em conta que foram retirados dias da observação porque havia dias em que as variáveis não apresentavam valores. Os autores Jareño et al. (2020) afirmam que o risco é medido através do desvio-padrão em que este mede a variabilidade em volta da média e onde o valor mínimo é 0, significando que não existe variabilidade, ou seja, todos os valores observados são iguais à média.

Podemos verificar nesta tabela que existem três variáveis com maior média e desvio-padrão, *BTC/EUR*, *ETH/EUR*, e a *Ouro/USD*, ou seja, são as variáveis mais voláteis, isto porque estas variáveis têm na sua média valores de (15772.39), (906.2369) e (1566.082), respetivamente, e no seu desvio-padrão têm valores de (14227.48), (999.1981) e (265.6768), respetivamente. Podemos ainda verificar que as variáveis *BTC/EUR*, a *ETH/EUR*, e a *TEUUSA*, foram as que apresentaram maiores diferenças entre o valor mínimo e o valor máximo atingido, porque os seus valores mínimos foram de (755.1), (9.14) e (13.38316), respetivamente, e os seus valores máximos foram de (58274.6), (4149.51) e (1003.732), respetivamente. Como tal através desta tabela, podemos dizer que as variáveis *BTC/EUR*, *ETH/EUR* e a *Ouro/USD* são os ativos que apresentam maior variação percentual de preços, enquanto as variáveis *BTC/ETH*, *Petróleo/USD*, *USD/EUR* e a *ETH/BTC* são os ativos que apresentam menor variação percentual de preços entre a média, desvio-padrão, valor mínimo e valor máximo.

6. Resultados

Depois de uma breve explicação sobre o objetivo de uma análise de correlação e a forma como podemos quantificar esta, passamos então à análise da matriz de correlação deste estudo, que nos é apresentada na tabela de forma a controlar a co linearidade.

Tabela III - Matriz de correlação entre as variáveis utilizadas

	ETH/EUR	BTC/ETH	Ouro/USD	Petróleo/USD	USD/EUR	TEUUSA	BTC/EUR	ETH/BTC
ETH/EUR	1.0000							
BTC/ETH	-0.5128*** 0.0000	1.0000						
Ouro/USD	0.6361*** 0.0000	-0.2224*** 0.0000	1.0000					
Petróleo/USD	0.5918*** 0.0000	-0.4612*** 0.0000	0.2500*** 0.0000	1.0000				
USD/EUR	0.0370 0.1407	0.1403*** 0.0000	0.1168*** 0.0000	0.3644*** 0.0000	1.0000			
TEUUSA	-0.1281*** 0.0000	0.2543*** 0.0000	0.3837*** 0.0000	-0.3241*** 0.0000	0.2954*** 0.0000	1.0000		
BTC/EUR	0.9338*** 0.0000	-0.3830*** 0.0000	0.7026*** 0.0000	0.4892*** 0.0000	-0.0588** 0.0192	-0.0760*** 0.0025	1.0000	
ETH/BTC	0.5328*** 0.0000	-0.8541*** 0.0000	0.1302*** 0.0000	0.4646*** 0.0000	-0.0194 0.4394	-0.3059*** 0.0000	0.3287*** 0.0000	1.0000

Fonte: Elaboração própria, estimada no Stata16

O nível estatístico de significância é demonstrado através de *, ** e * nos níveis de 10%, 5% e 1%, respetivamente.** Estes níveis também mostram que, quantas mais estrelas o valor tiver, mais longe está do erro. Quando o valor for positivo significa que ambas as variáveis sobem juntas, mas quando o valor é negativo uma variável sobe e a outra desce.

Na **Tabela III**, acima descrita, poderemos verificar que a maioria das variáveis utilizadas nos modelos e a sua correlação enquadram-se no nível de significância de 1% “***”, já a variável *USD/EUR* correlacionada com *BTC/EUR*, apresenta nível de significância de 5% “**”, existindo uma correlação estatisticamente relevante dependendo do número de estrelas apresentado e a sua percentagem de significância.

Enquanto nas variáveis *ETH/EUR* em correlação com *USD/EUR* (0.0370), *USD/EUR* em correlação com *ETH/BTC* (-0.0194) existe uma correlação estatisticamente pouco relevante e não têm significância porque não estão dentro dos níveis de significância, porque tanto a variável, *ETH/EUR* correlacionado com *USD/EUR*, como a variável *USD/EUR* correlacionada com *ETH/BTC*, apresentam percentagens acima dos níveis, com (0.1407) e com (0.4394), respetivamente.

Na primeira coluna da tabela, temos o *ETH/EUR* em correlação com *BTC/ETH* com valor de (-0.5128), *Ouro/USD* (0.6361), *Petróleo/USD* (0.5918), *USD/EUR* (0.0370), *TEUUSA* (-0.1281), *BTC/EUR* (0.9338) e *ETH/BTC* (0.5328). Na segunda coluna o *BTC/ETH* faz correlação com *Ouro/USD* (-0.2224), *Petróleo/USD* (-0.4612), *USD/EUR* (0.1403), *TEUUSA* (0.2543), *BTC/EUR* (-0.3830) e *ETH/BTC* (-0.8541). Na terceira coluna o *Ouro/USD* está a fazer correlação com o *Petróleo/USD* (0.2500), *USD/EUR* (0.1168), *TEUUSA* (0.3837), *BTC/EUR* (0.7026) e *ETH/BTC* (0.1302). Já na quarta coluna, o *Petróleo/USD* faz correlação com o *USD/EUR* (0.3644), *TEUUSA* (-0.3241), *BTC/EUR* (0.4892) e *ETH/BTC* (0.4646). Na quinta coluna podemos verificar que o *USD/EUR* tem correlação com o *TEUUSA* (0.2954), *BTC/EUR* (-0.0588) e *ETH/BTC* (-0.0194). Na sexta coluna o *TEUUSA* faz apenas correlação com o *BTC/EUR* (-0.0760) e *ETH/BTC* (-0.3059). Por último, na sétima coluna existe correlação entre *BTC/EUR* e *ETH/BTC* (0.3287).

Tabela IV - Regressão Linear Múltipla em Séries Temporais entre as DeFi (ETH/EUR) e as várias independentes

Variáveis	Modelo1	Modelo2	Modelo3	Modelo4
BTC/ETH	-10.6867***			
TEUUSA		-1.5653***		
BTC/EUR			0.0613***	
ETH/BTC				1.16e+04***
Ouro/USD	1.8995***	2.3201***	-0.0775*	1.9591***
Petróleo/USD	23.4428***	22.5451***	8.3384***	20.5898***
USD/EUR	3.36e+03***	2.86e+03***	703.4233***	3.38e+03***
_cons	-403.5482	1.50e+03***	1.13e+03***	1.14e+03***
N	1583	1584	1584	1584

Fonte: Elaboração própria, estimada no Stata16

Na **Tabela IV** acima, vamos analisar a Regressão Linear Múltipla em Séries Temporais entre as *DeFi (ETH/EUR)* e as várias independentes. Podemos verificar que são apresentados valores para as variáveis em análise em cada um dos quatro modelos, onde o nível estatístico de significância é demonstrado através de *, ** e *** nos níveis de 10%, 5% e 1%, respetivamente. As variáveis *Ouro/USD*, *Petróleo/USD* e *USD/EUR* foram utilizadas nos quatro modelos por serem sempre significativas para o objetivo do estudo, porque são variáveis padronizadas, e que as restantes, *BTC/ETH*, *TEUUSA*, *BTC/EUR* e *ETH/BTC*, são variáveis independentes, significativas para o estudo mas foram analisadas em separado em cada um dos modelos, de forma a obter a relação que tem com a variável dependente *ETH/EUR*. O número de observações utilizados no estudo dos modelos é igual para os Modelos 2,3,4, de 1584, exceto para o Modelo 1 que é 1583.

No **Modelo 1**, a variável em análise é a *BTC/ETH* (-10.6867) que é negativa e tem um nível de significância de 1% “****”, sendo então que as variáveis independentes que não são significativas para o objetivo do estudo e que foram removidas são três, *TEUUSA*, *BTC/EUR* e *ETH/BTC*, as restantes variáveis, *Ouro/USD* (1.8995), *Petróleo/USD* (23.4428) e *USD/EUR* (3.36e+03), são as variáveis padronizadas positivas e tem um de significância de 1% “****”. A variável *BTC/ETH* utiliza o preço do *Bitcoin*, só que pareada à criptomoeda do *Ethereum* que é o *Ether*, ou seja, quantos *Ether's* seriam necessários para comprar um *Bitcoin*, ao contrário da variável *BTC/EUR*, onde o seu preço é medido pela quantidade de euros que seria necessário para comprar a mesma unidade de *Bitcoin*.

É importante ter a mesma moeda medida por diferentes paridades pois como uma delas é uma moeda corrente (*EUR*) e a outra é também uma criptomoeda (*Ether*), logo os seus resultados tendem a ser diferentes porque vão ser ainda mais imprevisíveis, no caso do *BTC/ETH*, como ambas são criptomoedas a sua volatilidade tende a ser mais imprevisível do que o *BTC/EUR*, onde o seu valor tende a ser menos volátil, o que pode ser mais previsível ao ter uma moeda corrente pareando. O que pode ser uma possível explicação para que a variável *BTC/ETH* em análise no Modelo 1 seja negativa, porque ambas são criptomoedas mas o seu funcionamento é diferente. (Cermak, 2017)

No **Modelo 2** as variáveis, *BTC/ETH*, *BTC/EUR* e *ETH/BTC*, foram removidas por não serem significativas para o estudo neste modelo porque a variável em análise é a

TEUUSA (-1.5653) que tem um nível de significância de 1% “****” e é negativa, já as variáveis padronizadas, *Ouro/USD* (2.3201), *Petróleo/USD* (22.5451), *USD/EUR* (2.86e+03) têm um nível de significância de 1% “****” e são positivas. A variável que foi analisada neste modelo *TEUUSA*, corresponde ao *ETH/EUR* utilizando as mesmas variáveis padrão, através do valor apurado pudemos compreender como o sentimento do dólar é capaz de afetar o *Ethereum*. Dado que o sentimento do dólar, representa o próprio sentimento na economia americana sendo um parâmetro da sua estabilidade, logo se o sentimento do dólar for negativo significa que os utilizadores não têm confiança no dólar e, portanto, tendem a procurar alternativas para alocar o seu capital como ativos, ouro ou até mesmo criptomoedas. (Norrlof, 2014)

Neste resultado em específico (-1.5653), podemos compreender diretamente como os utilizadores respondem ao *Ethereum* em base ao seu sentimento em relação ao dólar. O que pode ser uma possível explicação para que a variável *TEUUSA* em análise no Modelo 2 seja negativa, porque independentemente do sentimento do dólar ser positivo ou negativo os utilizadores procurar direcionar o seu capital para reservas de valor mais fortes e um valor negativo como mostrado anteriormente condiz com uma análise onde os utilizadores tendem a procurar o *Ethereum* como uma reserva de valor mais forte, dado que um valor negativo significa que quando o valor de um dos dois aumenta o outro tende a diminuir. (Pedrosa, 2021)

No **Modelo 3**, as variáveis independentes que não foram analisadas são a *BTC/ETH*, *TEUUSA*, *ETH/BTC*, e a que foi analisada foi a *BTC/EUR* (0.0613), sendo uma variável positiva e com um nível de significância de 1% “****”. As restantes, *Petróleo/USD* (8.3384) e *USD/EUR* (703.4233), tem um nível de significância de 1% “****” e são positivas, onde apenas o *Ouro/USD* (-0.0775) é negativa e tem um nível e significância de 10% “*”. A variável que foi analisada neste modelo *BTC/EUR*, corresponde ao *ETH/EUR* utilizando as mesmas variáveis padrão, este resultado é particularmente importante para este trabalho pois diz respeito ao *Ethereum*, pilar das finanças descentralizadas, em análise com a sua contraparte, o *Bitcoin*, outra criptomoeda mas cuja sua estrutura e funcionamento são bastante diferentes do *Ethereum*. (Jani, 2017)

O *Bitcoin* não tem variáveis internas pois não existe “inflação” no *Bitcoin*, visto que o seu valor está limitado a 21 milhões desde a sua criação e esse valor não pode ser aumentado de nenhuma forma, então ao longo do tempo o número de *Bitcoin*'s existente

irá diminuir pois como nenhuma novo vai ser criado e alguns daqueles que existem vão se perder ao longo do tempo pois à medida que as carteiras dos utilizadores vão se perdendo os *Bitcoin's* dessas carteiras não tem possibilidade de serem recuperados, fazendo com que o número de *Bitcoin's* existentes só diminua. Algumas pessoas consideram o ato de “minerar” *Bitcoin's* uma forma de os “inflacionar”, mas tal afirmação está errada pois esses *Bitcoin's* “minerados” estão dentro dos 21 milhões inicialmente estabelecidos. (Song et al., 2024)

O mesmo *Bitcoin* está então sujeito a fatores externos, dado que os utilizadores ao comprar e vender *Bitcoin's*, acabam por afetar o seu valor, o que não acontece da mesma forma com o *Ethereum* porque o *Ethereum* é movido por ambos os fatores, quer internos quer externos, pois internamente o seu valor está sujeito a alterações da política interna da própria estrutura que criou o *Ethereum*, podendo ser posto em circulação mais *Ether's*, “inflacionando” o valor da criptomoeda, o que não acontece com a criptomoeda *Bitcoin* porque o número existente de *Bitcoins* está limitado e não pode ser adulterado. Independente do seu funcionamento ser diferente, ambas são criptomoedas e sendo consideradas como reserva de valor para os seus utilizadores e ambas em teoria tendo o seu valor salvaguardado ou incrementado ao longo do tempo, é natural que elas tendem a valores positivos como observado neste modelo. (Martinelli & Pinto, 2019)

No **Modelo 4** as variáveis utilizadas, Ouro/*USD* (1.9591), Petróleo/*USD* (20.5898), *USD/EUR* (3.38e+03) e *ETH/BTC* (1.16e+04) apresentam um nível de significância de 1% “***” e são positivas. Neste modelo as restantes variáveis, *BTC/ETH*, *TEUUSA* e *BTC/EUR*, não foram utilizadas porque a variável independente em análise é o *ETH/BTC*. O *ETH/BTC* é o oposto do *BTC/ETH*, ou seja, neste caso temos quantos *Bitcoin's* seria necessário para comprar uma unidade de *Ether*, sendo que o *Bitcoin* tem historicamente um valor muito superior ao *Ether*, essa quantidade seria uma fração, dado menos que um *Bitcoin* seria necessário para comprar um *Ether*. É interessante analisar ambas as criptomoedas sobre ordem inversa pois permite nos observar como elas se comportam sobre essas diferentes óticas e como diferenciam os seus resultados. No caso do modelo anteriormente analisado **Modelo 1** foi obtido um valor negativo *BTC/ETH* (-10.6867), enquanto neste modelo foi obtido um valor positivo *ETH/BTC* (1.16e+04).

Prosseguindo para a análise da Regressão Quantílica entre as *DeFi (ETH/EUR)* e as variáveis independentes, que ao contrário da Regressão Linear Múltipla em Séries Temporais, apresenta três tabelas como podemos verificar abaixo. Os valores apresentados explicam o desempenho dos preços do *ETH/EUR* consoante as restantes variáveis. Estes valores foram estimados pelo método da regressão quantílica nos níveis de 25%, 50% e 75%, onde o nível estatístico de significância é demonstrado através de *, ** e *** nos níveis de 10%, 5% e 1%, respetivamente.

Nas seguintes **Tabelas V, VI, VII** abaixo, tal como acontece na **Tabela IV** da regressão linear múltipla, as variáveis *Ouro/USD*, *Petróleo/USD* e *USD/EUR* foram utilizadas nos quatro modelos por serem sempre significativas para o objetivo do estudo, porque são variáveis padronizadas. Já as restantes *BTC/ETH*, *TEUUSA*, *BTC/EUR* e *ETH/BTC*, são variáveis independentes, significativas para o estudo, mas foram analisadas em separado em cada um dos modelos, de forma a obter a relação que tem com a variável dependente *ETH/EUR*. O número de observações utilizados no estudo dos modelos é igual para os **Modelos 2,3,4**, de 1584, exceto para o **Modelo 1** que é 1583.

Tabela V - Regressão Quantílica de 25 entre as *DeFi* (ETH/EUR) e as variáveis independentes

Variáveis	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
BTC/ETH	-12.5690***			
TEUUSA		-0.7387***		
BTC/EUR			0.0462***	
ETH/BTC				7538.9744***
Ouro/USD	1.1512***	1.4270***	0.2293**	1.1705***
Petróleo/USD	14.3929***	22.7963***	8.0296***	15.7167***
USD/EUR	708.5721***	-908.8442***	1498.9968***	122.2367
_cons	-2.53e+03***	-2.36e+03***	-2.27e+03***	-2.83e+03***
N	1583	1584	1584	1584

Fonte: Elaboração própria, estimada no Stata16

Na **Tabela V** acima, irá ser analisada o modelo de Regressão Quantílica entre as *DeFi (ETH/EUR)* e as variáveis independentes com um nível quantílico de 25%.

No **Modelo 1**, a variável em análise é a *BTC/ETH* (-12.5690) é negativa e tem um nível de significância de 1% “****”, sendo então que as restantes variáveis padronizadas, *Ouro/USD* (1.1512), *Petróleo/USD* (14.3929) e *USD/EUR* (708.5721), são variáveis positivas e tem um de significância de 1% “****”. Já as variáveis independentes que não são significativas para o objetivo do estudo e que foram removidas são três, *TEUUSA*, *BTC/EUR* e *ETH/BTC*.

No **Modelo 2**, as variáveis padronizadas *Ouro/USD* (1.4270), *Petróleo/USD* (22.7963), têm um nível de significância de 1% “****” e são positivas, enquanto a variável *USD/EUR* (-908.8442) é negativa, mas também tem um nível de significância de 1% “****”. Já as variáveis independentes *BTC/ETH*, *BTC/EUR* e *ETH/BTC*, foram removidas por não serem significativas para o estudo neste modelo, tal que, a variável do sentimento dos utilizadores do dólar, através do Twitter *TEUUSA* (-0.7387) é a que foi analisada, apresenta um nível de significância de 1% “****” e é negativa.

No **Modelo 3**, as variáveis independentes que não foram utilizadas por não serem significativas para o estudo neste modelo são as *BTC/ETC*, *TEUUSA* e *ETC/BTC*. Como tal a variável independente utilizada e analisada é a *BTC/EUR* (0.0462), que além de ser positiva apresenta um nível de significância de 1% “****”. Já nas variáveis padrão, a *Ouro/USD* (0.2293) é positiva e tem um nível de significância de 5% “***”, enquanto a *Petróleo/USD* (8.0296) e *USD/EUR* (1498.9968) são também positivas, mas apresentam um nível de significância de 1% “****”.

No **Modelo 4**, a variável independente importante para o estudo neste modelo é a *ETH/BTC* (7538.9744) que é positiva e apresenta um nível de significância de 1% “****”, sendo então que as restantes *BTC/ETH*, *TEUUSA*, *BTC/EUR* não foram utilizadas no estudo deste modelo. Já nas variáveis padrão, acontece que neste modelo a variável *USD/EUR* (122.2367) é positiva, mas não é estatisticamente significativa, enquanto as restantes *Ouro/USD* e *Petróleo/USD* são positivas e tem um nível de significância de 1% “****”.

Tabela VI - Regressão Quantílica de 50 entre as *DeFi* (*ETH/EUR*) e as variáveis independentes

Variáveis	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
BTC/ETH	-14.5814***			
TEUUSA		-2.3283***		
BTC/EUR			0.0712***	
ETH/BTC				8397.0903***
Ouro/USD	1.6925***	2.2014***	-0.2458***	1.6400***
Petróleo/USD	15.7522***	18.3338***	4.5757***	18.3590***
USD/EUR	-898.2611***	-782.1686**	686.4399***	-1.23e+03***
_cons	-1.79e+03***	-2.86e+03***	-690.0314***	-2.40e+03***
N	1583	1584	1584	1584

Fonte: Elaboração própria, estimada no Stata16

Na **Tabela VI** acima, irá ser analisada o modelo de Regressão Quantílica entre as *DeFi (ETH/EUR)* e as variáveis independentes com um nível quantílico de 50%.

No **Modelo 1**, podemos observar que a variável independente em análise, em relação com o *ETH/EUR* é a *BTC/ETC* (-14.5814), que embora seja negativa apresenta um nível de significância de 1% “***”. Enquanto as restantes variáveis independentes, *TEUUSA*, *BTC/EUR* e *ETH/BTC*, não entram no estudo deste modelo. Nas variáveis padrão, como podemos observar, *Ouro/USD* (1.6925) e *Petróleo/USD* (15.7522) são positivas e apresentam um nível de significância de 1% “***”, embora a *USD/EUR* (-898.2611) seja negativa, é significativa para o estudo neste modelo, por apresentar um nível de significância de 1% “***”.

No **Modelo 2**, embora tenha sido utilizada outra variável independente diferente da utilizada no Modelo 1, para o estudo da relação que existe entre as variáveis independentes e as *DeFi*, nas variáveis padronizadas o *Ouro/USD* (2.2014) e *Petróleo/USD* (18.3338) continham a ser positivas e com um nível de significância de 1% “***”, já a *USD/EUR* (-782.1686) é negativa e apresenta um nível de significância de 5% “***”. A variável independente que é utilizada então neste modelo, é o sentimento dos utilizadores do dólar *TEUUSA* (-2.3283), que se apresenta negativo e com um nível de significância de 1% “***”. As variáveis independentes que não foram consideradas neste modelo, foram as *BTC/ETH* que já foi utilizada anteriormente, a *BTC/EUR* e *ETH/BTC* que serão utilizadas nos próximos modelos.

No **Modelo 3**, as variáveis independentes que não são analisadas são *BTC/ETH*, *TEUUSA* e *ETH/BTC*, como tal a variável em análise é a *BTC/EUR* (0.0712), como podemos verificar na tabela a relação que o *ETH/EUR* tem com esta variável é positiva num nível de significância de 1% “***”. Nas variáveis padrão, podemos ver que duas das três variáveis, *Petróleo/USD* (4.5757) e *USD/EUR* (686.4399) são positivas com um nível de significância de 1%, embora a variável *Ouro/USD* (-0.2458) apresente o mesmo nível de significância que as outras, 1% “***”, esta é negativa.

No **Modelo 4**, o último modelo desta tabela, é possível observar que nas variáveis padronizadas, o *USD/EUR* (-1.23e+03), voltou a ser negativo como nos três modelos anteriores, já verificados, e que as duas restantes, *Ouro/USD* (1.6400), voltou também a ser positivo tendo em conta que no Modelo 3 tinha sido negativo e *Petróleo/USD*

(18.3590) foi sempre positivo nos quatro modelos analisados. Tal como nos modelos anteriores, estas variáveis padronizadas apresentam-se com um nível de significância de 1% “****”. Desta forma, resta utilizar neste modelo a última variável que falta fazer o estudo da relação com as *DeFi*, que é a *ETH/BTC* (8397.0903). Esta variável apresenta-se positiva e com um nível de significância de 1% “****”. Sendo assim as variáveis não utilizadas neste modelo, porque já foram utilizadas anteriormente são as *BTC/ETH*, *TEUUSA* e *BTC/EUR*.

Tabela VII - Regressão Quantílica de 75 entre as *DeFi* (*ETH/EUR*) e as variáveis independentes

Variáveis	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
BTC/ETH	-10.6916***			
TEUUSA		-1.7559***		
BTC/EUR			0.0764***	
ETH/BTC				8253.9718***
Ouro/USD	2.3116***	2.8428***	-0.3986***	2.3002***
Petróleo/USD	19.0005***	15.2948***	4.3915***	19.3294***
USD/EUR	-2.52e+03***	-1.72e+03***	283.1946*	-3.09e+03***
_cons	-1.32e+03**	-2.58e+03***	-33.7406	-1.50e+03***
N	1583	1584	1584	1584

Fonte: Elaboração própria, estimada no Stata16

Na **Tabela VIII** acima e última, irá ser analisada o modelo de Regressão Quantílica entre as *DeFi* (*ETH/EUR*) e as variáveis independentes com um nível quantílico de 75%.

No **Modelo 1**, as variáveis independentes que não são utilizadas neste modelo, são as *TEUUSA*, *BTC/EUR* e *ETH/BTC*, como tal, a variável independente que é considerada para o estudo é a *BTC/ETH* (-10.6916) que embora seja negativa, tem um nível de significância de 1% “****”. Nas variáveis padronizadas podemos ver então que o Ouro/*USD* (2.3116) e Petróleo/*USD* (19.0005) são variáveis com um nível de significância de 1% “****” e positivas, o que não acontece na *USD/EUR* (-2.52e+03) que apresenta um nível de significância igual às outras, mas é negativa.

No **Modelo 2**, embora seja utilizada uma variável independente diferente da utilizada no Modelo 1, para o estudo da relação que existe entre as variáveis independentes e as *DeFi*, nas variáveis padronizadas o Ouro/*USD* (2.8428) e Petróleo/*USD* (15.2948) continham a ser positivas e com um nível de significância de 1% “****” tal como a *USD/EUR* (-1.72e+03) que é negativa, mas apresenta o mesmo nível de significância. Neste modelo não são utilizadas as variáveis independentes *BTC/ETH*, *BTC/EUR* e *ETH/BTC* como podemos verificar, por isso a que foi utilizada é o sentimento dos utilizadores do dólar *TEUUSA* (-1.7559), que se apresenta negativo, mas com nível de significância de 1% “****”.

No **Modelo 3**, o *BTC/EUR* (0.0764) é a variável independente considerada para análise, enquanto as que foram descartadas são as *BTC/ETH*, *TEUUSA*, já utilizadas anteriormente e o *ETH/BTC* que será utilizada no próximo modelo. Como a tabela mostra, a relação existente entre a variável independente utilizada e as *DeFi*, é uma relação positiva e com um nível de significância de 1% “****”. Já nas variáveis padronizadas, o Ouro/*USD* (-0.3986) apresenta-se negativo, mas com um nível de significância de 1% “****”, igual ao do Petróleo/*USD* (4.3915) mesmo este sendo positivo. Já o *USD/EUR* (283.1946) é positivo, mas apresenta apenas um nível de significância de 10% “**”.

No **Modelo 4**, e último a relação existente entre a variável independente utilizada neste modelo, *ETH/BTC* (8253.9718) e as *DeFi* apresenta uma relação positiva e com um nível de significância de 1% “****”. As restantes *BTC/ETH*, *TEUUSA* e *BTC/EUR*, não foram consideradas para o estudo deste modelo, mas sim nos modelos anteriormente verificados. Das variáveis padronizadas, como podemos observar a *USD/EUR* (-

3.09e+03) voltou a ser negativa e com um nível de significância de 1% “****” tal como se apresentou nos modelos 1 e 2 desta tabela. O Petróleo/*USD* (19.3294) foi sempre positiva e com um nível de significância de 1% “****” nos quatro modelos apresentados. O Ouro/*USD* voltou a ser positivo e com um nível de significância de 1% “****” tal como nos modelos 1 e 2.

Após a análise das três tabelas da Regressão Quantílica entre as *DeFi* (*ETH/EUR*) e as variáveis independentes, nos níveis quantílicos de 25,50 e 75, prosseguimos para a realização de uma comparação dos respetivos valores apresentados nestas tabelas.

Para o **Modelo 1**, que diz respeito ao *ETH/EUR* relacionado com a variável independente, *BTC/ETH*, em conjunto com as variáveis padrão, Ouro/*USD*, Petróleo/*USD* e *USD/EUR* que obtiveram valores, na quantílica de 25 (-12.5690), na quantílica de 50 (-14.5814) e na quantílica de 75 (-10.6916). Estes valores mantiveram-se negativos nas três tabelas, e esses mesmos valores também ficaram relativamente próximos, não discrepando muito entre si, tal como o seu nível de significância que permaneceu o mesmo.

Para o **Modelo 2**, que diz respeito ao *ETH/EUR* relacionado com a variável independente do sentimento dos utilizadores do dólar através do Twitter, *TEUUSA*, em conjunto com as variáveis padrão, Ouro/*USD*, Petróleo/*USD* e *USD/EUR* que obtiveram valores, na quantílica de 25 (-0.7387), na quantílica de 50 (-2.3283) e na quantílica de 75 (-1.7559). Estes valores mantiveram-se negativos nas três tabelas, e esses mesmos valores também ficaram relativamente próximos, não discrepando muito entre si, tal como o seu nível de significância que permaneceu o mesmo.

Para o **Modelo 3**, que diz respeito ao *ETH/EUR* relacionado com a variável independente *BTC/EUR*, em conjunto com as variáveis padrão, Ouro/*USD*, Petróleo/*USD* e *USD/EUR* que obtiveram valores, na quantílica de 25 (0.0462), na quantílica de 50 (0.0712) e na quantílica de 75 (0.0764). Estes valores mantiveram-se positivos nas três tabelas, e esses mesmos valores ficaram também relativamente próximos, não tendo muita discrepância entre si, tal como o seu nível de significância que permaneceu o mesmo.

Para o **Modelo 4**, que diz respeito ao *ETH/EUR* relacionado com a variável independente *ETH/BTC*, em conjunto com as variáveis padrão, Ouro/*USD*, Petróleo/*USD*

e *USD/EUR* que obtiveram valores, na quantílica de 25 (7538.9744), na quantílica de 50 (8397.0903) e na quantílica de 75 (8253.9718). Estes valores mantiveram-se positivos nas três tabelas, e esses mesmos valores ficaram também relativamente próximos, não tendo muita discrepância entre si, tal como o seu nível de significância que permaneceu o mesmo.

7. Resposta às questões de investigação após resultados

Resposta à Q1- Como o sentimento do investidor afeta as DeFi?

De forma a responder à primeira questão, foi utilizado os resultados analisados a partir de outros artigos sobre o sentimento do investidor em relação ao *DeFi*. Esses artigos deram origem às seguintes conclusões que vamos analisar de seguida.

Ao analisar o estudo realizado por Chousa et al. (2023), a partir de 51 entidades financeiras descentralizadas conseguimos verificar que os resultados obtidos referentes às variáveis associadas ao sentimento do mercado influenciam os retornos obtidos através de tweets, número de seguidores e comentários favoráveis, o que vai de encontro à H1 desse estudo, que associa métricas sociais positivas a um fator que gera um impacto positivo nos retornos ao mesmo tempo em que aumenta a liquidez. Além de confirmar um padrão de “rebanho” durante movimentos positivos do mercado de criptomoedas, segundo

Sun et al. (2024) concluíram que o *Twitter* é a principal plataforma de mídia social, onde os investidores *DeFi* transmitem as suas opiniões, o que demonstrou que a análise do sentimento do *Twitter*, serviu como uma ferramenta valiosa para conseguir prever os movimentos positivos dos preços das criptomoedas. No entanto o sentimento negativo e neutro dado pelos usuários do *Twitter*, não demonstrou nenhuma relação estatisticamente significativa a partir do modelo de regressão.

Os autores Engelen e Kulcsar (2023), realizaram um teste de correlação de *Pearson* no *Bitcoin* e no *Ethereum*, obtendo resultados positivos em relação ao sentimento destes ativos. Os resultados indicaram uma correlação moderada entre o sentimento e os preços de fechamento do *Bitcoin*, enquanto a correlação do *Ethereum* foi considerada fraca. No entanto a correlação entre o sentimento e os retornos foi considerada insignificante para

ambos. O que provavelmente deve-se às diferenças existentes no cálculo dos retornos e dos preços de fechamento.

Enquanto os autores Akyildirim et al. (2023) afirmam que o *DeFi* adota um comportamento semelhante aos mercados financeiros tradicionais em relação a uma assimetria sentimento-retorno. Segundo o que indicado pelo estudo o sentimento negativo tem um impacto maior nos retornos das moedas *DeFi* do que durante períodos de sentimento persistente baseado em notificações negativas.

Após analisar os resultados da **Q1**, foi possível concluir que no primeiro artigo Chousa et al. (2023), concluíram que os resultados referentes às variáveis associadas ao sentimento do mercado influenciam os retornos através dos tweets considerados positivos. No segundo artigo Sun et al. (2024) concluíram também que a opinião dos usuários tem um fator positivo de forma a contribuir para prever os movimentos positivos dos preços, no entanto, sentimento negativo e neutro não demonstram uma relação estatisticamente significativa. No terceiro artigo Engelen e Kulcsar (2023), seguem o mesmo padrão obtendo resultados positivos em relação ao sentimento dos ativos (*Bitcoin* e *Ethereum*), a correlação obtida neste caso é moderada, entre sentimento e os preços do *Bitcoin*, por outro lado a correlação do *Ethereum* foi considerada fraca. Para finalizar o último artigo analisado de Akyildirim et al. (2023), confirma um padrão do *DeFi* com os mercados financeiros tradicionais tendo uma ligação sentimento-retorno, mas difere um pouco ao assumir que resultados de sentimento negativo tem um impacto maior nos retornos ao contrário do segundo artigo que afirma o oposto.

Ao comparar os resultados obtidos, foi possível concluir que uma tendência baseada na influência do sentimento do investidor em relação ao preço do *DeFi* é uma constante afirmativa em cada resultado obtido, no entanto, com alguma divergência em relação a se essa tendência se mostre predominante em relação ao sentimento positivo como concluído por alguns autores, ou se também num sentimento negativo pode vir a provocar uma reação tão ou mais forte no mercado.

Os resultados obtidos neste trabalho de investigação, em relação ao *TEUUSA*, referência para o sentimento do investidor no dólar, quando comparado com o *ETH/EUR*, referência para o *DeFi*, foram, de (-0.1281) na matriz de correlação, de (-1.5653) na regressão linear múltipla em series temporais, de (-0.7387) na regressão quantílica de 25,

de (-2.3283) na regressão quantílica de 50 e de (-1.7559) na regressão quantílica de 75. Todos os valores obtidos foram negativos, demonstrando que quando um cresce o outro perde valor, foram também significativamente relevantes para o estudo, indo de encontro com os resultados obtidos nos artigos analisados anteriormente, comprovando que o sentimento influencia as *DeFi*.

Resposta à Q2- Como a volatilidade das criptomoedas afeta as DeFi?

O autor M'bakob (2024) examinou as flutuações de preços do *Bitcoin* e do *Ethereum* em 2013, 2017 e 2021. Ele detetou que durante esses anos os padrões do *Bitcoin* e do *Ethereum* segue um padrão cíclico de quatro anos que podem ser caracterizados como bolhas especulativas cíclicas. A formação de bolhas especulativas, segundo os autores, está associada ao período em que a cada quatro anos, a recompensa de mineração é reduzida pela metade, as expectativas do aumento dos preços que encorajam os investidores a entrar no mercado e por último, consoante os investidores observam aumentos de preço sucessivos após cada período de quatro anos, eles aumentam a sua confiança no valor do *Bitcoin*, o que consequentemente demonstra ter impacto no preço do *Ethereum* e de outras criptomoedas.

Os autores Zhang e Mani (2021) analisaram o comportamento do *Ethereum* e do *Bitcoin* num período de seis anos, semelhante ao deste trabalho. Com base nos resultados foi possível concluir que a existência de choques positivos, teve um maior impacto, na volatilidade desses ativos, do que choques negativos, um resultado que segundo os autores foi surpreendente. A partir desta análise foi possível concluir que este artigo contribuiu para a contribuição de evidências de que as criptomoedas são uma classe de ativos de volatilidade emergente.

Os autores Viéitez et al. (2024) realizaram um estudo de modo a verificar o comportamento do mercado de criptomoedas e os fatores que tendem a influenciá-lo. Ao aplicar técnicas de ML a dados para conseguir testar como as previsões baseadas em informação, podem influenciar os investimentos financeiros. Através desses dados, foi estabelecido a relevância de selecionar recursos apropriados, de forma a obter uma boa previsão de preços do *Ethereum*, bem como a necessidade de ter uma grande variedade de dados de forma a poder quantificar a volatilidade dessa criptomoeda. Foi descartado o longo prazo, pois foi verificado que o preço do *Ethereum* provou ser bastante sensível às

mudanças de mercado provocadas por eventos diários na economia. Também é possível prever que a volatilidade do valor das criptomoedas diminui na proporção em que a relação entre o mercado cripto e o mercado de ações, cresce.

O autor Kyriazis (2021), constatou que a inclusão de criptomoedas em portfólios de ativos convencionais, poderia melhorar o *trade-off* (risco-retorno) dos investidores, como foi verificado a partir de outros trabalhos literários, que apoiam o uso de criptomoedas como *hedge* (em particular contra o mercado de ações) mas esta tendência nem sempre pode ser verificada, pois pode-se notar uma maior reação a choques positivos baseados na incerteza política, medo do investidor e impactos de política monetária, que tem grande influência em moedas digitais. O que através das evidências permite concluir que o mercado de criptomoedas está longe de ser totalmente eficiente, mas à medida que o tempo, passa torna-se cada vez mais eficiente, o autor conclui assim que será inevitável que elas ganhem o estatuto de eficiência.

Após analisar os resultados da **Q2** podemos verificar que o M'bakob (2024), constatou que as flutuações de preços do *Bitcoin* e do *Ethereum* durante os anos de 2013, 2017 e 2021 seguem um padrão cíclico de quatro anos, que podem ser interpretados como bolhas especulativas cíclicas, o que aumenta o valor do preço do *Bitcoin* em simultâneo com a sua confiança nele. No segundo artigo Zhang e Mani (2021) analisam num período diferente de seis anos, onde concluem que a existência de choques positivos teve um impacto maior na volatilidade dos ativos do que choques negativos. No terceiro artigo Viéitez et al. (2024), aplicaram técnicas de ML a dados, de forma a conseguir testar previsões baseadas em informação e como isso influencia investimentos financeiros, concluindo que a volatilidade das criptomoedas diminui na proporção em que a relação o mercado de cripto e o mercado de ações cresce. Já Kyriazis (2021), no último artigo, constatou que a inclusão de criptomoedas em portfólios de ativos convencionais pode melhorar o *trade-off* dos investidores, conseguindo verificar a existência de mudanças positivas baseadas na incerteza política, concluindo que o mercado ainda está longe de ser eficiente.

Em comparação com os resultados obtidos neste trabalho, onde podemos verificar uma constante de valores negativos do *BTC* (*Bitcoin* representante das criptomoedas) e *ETH* (representante do *DeFi*) onde a interação de ambos, referente ao *BTC/ETH* comparado com o *ETH/EUR*, deu origem na matriz de correlação ao valor de (-0.5128),

na regressão linear múltipla em series temporais de (-10.6867), na regressão quantílica de 25 de (-12.5690), na regressão quantílica de 50 de (-14.5814) e na regressão quantílica de 75 de (-10.6916). Os valores observados mantêm um nível relevante de significância para o estudo e uma constância de negatividade, o que ao comparar com os resultados obtidos por M'bakob (2024), que verificou uma constância cíclica do aumento do seu valor, verificando-se ao longo dos resultados obtidos neste trabalho de investigação, pois os resultados são todos negativos, ou seja, quando um aumenta o outro diminui. Já no segundo artigo de Zhang e Mani (2021) não se pode verificar uma relação com os resultados obtidos neste trabalho. No terceiro artigo de Viéitez et al. (2024), que conclui que à medida que as criptomoedas vão-se igualando aos comportamentos de mercado, tornam-se menos voláteis o que vai de acordo ao comparar com os resultados obtidos neste trabalho de investigação, que mostram valores de volatilidade menores em ativos tradicionais. Já no último artigo Kyriazis (2021), conclui que o mercado das criptomoedas e *DeFi* está longe de ser perfeito devido à sua alta volatilidade o que vai de encontro aos resultados obtidos neste trabalho de investigação tal como no terceiro artigo pois os valores que se provaram mais voláteis são o do *Bitcoin* e do *Ethereum*.

Reposta à Q3- Diversificar uma carteira de investimento em *DeFi* e ativos apresentará uma melhor alternativa em relação a manter o património em moeda corrente?

Os autores Ghorbel et al. (2022), analisaram como a relação entre criptomoedas e o mercado de ações se comporta. Os resultados obtidos por estes, mostraram que os movimentos ascendentes das criptomoedas, tem uma influência maior, nos preços das ações, do que os decrescentes. No que diz respeito ao ouro, os resultados demonstraram que o preço das ações de forma geral, correspondem mais a movimentos decrescentes do ouro do que os movimentos ascendentes, o que leva à conclusão de que o Ouro pode atuar como um bom instrumento de *hedge* contra o mercado de ações. O índice do Petróleo de longo prazo, sugere um papel fraco de *hedge*. Enquanto no curto prazo foi demonstrado que apenas o *Bitcoin*, tem um efeito assimétrico no preço das ações, as quais foram consideradas, obtendo um efeito positivo na maioria dos casos.

Os autores Madichie et al. (2023), estudaram a dinâmica dos preços das criptomoedas em conjunto nos efeitos dos seus preços com foco no *Bitcoin* e *Ethereum*. Os resultados obtidos através dos modelos ARDL (*Autoregressive Distributed Lag*) demonstram que o

Bitcoin, Ethereum, Petróleo e Ouro tem uma influência positiva mais significativa, no longo prazo do que no curto prazo. O impacto positivo do Ouro e do Petróleo, indica a impossibilidade da utilização de criptomoedas como *hedge*, dado o facto de elas, ou seja, do Ouro e do Petróleo, já terem tendência positiva.

A partir do modelo TVP-VAR, os autores Yousaf e Yarovaya (2022), analisaram como os ativos *DeFi* e outros ativos se comportam. Os *DeFi* e a *Bitcoin* são ativos de risco com potencial retorno superior a outros ativos. O que sugere para os investidores adicionarem ativos *DeFi* e *Bitcoin* no seu portfólio, em conjunto com Petróleo e Ouro de forma obter um maior benefício, mas mantendo as vantagens da diversificação. Tal resultado vai de encontro com os autores do segundo artigo que fazem a inviabilização de uma carteira baseada em investimentos de *hedge* para uma carteira de diversificação de risco/retorno misturando ativos de retornos moderados, mas seguros, como Ouro e Petróleo, com ativos de retornos extremamente altos, só que de maior risco como é o caso do *Ethereum* e *Bitcoin*.

Segundo Fakhfekh et al. (2024), o *DeFi* possui uma grande procura que atrás os investidores individuais como os institucionais. Neste artigo os autores avaliam a estrutura desses novos ativos digitais e criptomoedas lastreadas em ouro, as quais exibem uma maior eficácia de diversificação, tornado o portfólio mais eficaz durante crises geopolíticas e de saúde, indo de acordo com a teoria de que o *DeFi* e criptomoedas são mais eficazes como meio de diversificação, numa carteira de investimentos, do que utilizar estes como alternativa para proteção do tipo *hedge*.

Após analisar os resultados dos artigos da **Q3**, podemos dizer que a partir do estudo do primeiro artigo, Ghorbel et al. (2022), concluíram que os ativos de criptomoedas são fatores extremamente significativos para o mercado de ações, o que demonstra que eles podem ser uteis para os investidores que decidem implementar estratégias de diversificação. No segundo artigo Madichie et al. (2023), concluíram que o Ouro e Petróleo, são um refúgio para uma carteira de investimento diversificada em relação ao *Bitcoin* e *Ethereum*, em vez da sua atuação como *hedge*. No terceiro artigo Yousaf e Yarovaya (2022), sugerem para os investidores adicionarem ativos *DeFi* e *Bitcoin* no seu portfólio em conjunto com Petróleo e Ouro de forma obter um maior benefício, mas mantendo as vantagens da diversificação. Já no quarto artigo Fakhfekh et al. (2024), avaliaram a estrutura dos novos ativos digitais e criptomoedas lastreadas em outro, que

teem uma maior eficácia de diversificação, que faz com que o portfólio seja mais eficaz durante as crises geopolíticas e de saúde.

Como podemos observar os resultados obtidos a partir dos resultados da Matriz de correlação, vão de encontro com os resultados observados por Ghorbel et al. (2022), Madichie et al. (2023), Yousaf e Yarovaya (2022), Fakhfekh et al. (2024), onde a correlação do *ETH/EUR* com o Ouro/*USD* (0.6361***), o Petróleo/*USD* (0.5918***) e com *BTC/EUR* (0.9338***), temos também a correlação do Ouro/*USD* com o *BTC/EUR* (0.7026***) e o Petróleo/*USD* (0.2500***) e por fim a correlação do Petróleo/*USD* com o *BTC/EUR* (0.4892***). Estes valores foram positivos entre todas as interações, em que um determinado ativo atuando com outro ativo ou criptomoeda, onde em particular as ligações com ativos envolvendo criptomoedas tendem a obter um valor mais próximo de 1. No entanto o *TEUUSA* correlacionado com o *ETH/EUR* (-0.1281***), foi o único que obteve valor negativo, o que faz sentido, pois como representante do sentimento do dólar caso o *Ethereum* se valorize o dólar tende a desvalorizar.

Segundo Ghorbel et al. (2022), no primeiro artigo da **Q3**, os movimentos ascendentes das criptomoedas tem uma influência predominante no preço das ações, o que vai de encontro com os resultados obtidos, pois podemos observar que as correlações que envolvem as criptomoedas tendem para valores próximos de 1. Dado que Madichie et al. (2023), do segundo artigo, concluíram que o Ouro e o Petróleo são um refúgio para uma carteira de investimento diversificada em relação ao *Bitcoin* e *Ethereum*, em vez de serem utilizados como *hedge*, o que vai de encontro com os resultados obtidos, pois vemos que todas as correlações envolvendo criptomoedas e ativos, são positivas. No terceiro artigo, Yousaf e Yarovaya (2022), afirmam que o *DeFi* e o *Bitcoin* são ativos de risco com potencial retorno superior a outros ativos, e que usam como base, sugerindo aos investidores que adicionem ativos *DeFi* e *Bitcoin* no seu portfolio em conjunto com o Petróleo e o Ouro. Como foi afirmado anteriormente, os valores correlacionados com as criptomoedas tendem a ser mais positivos. Quanto ao quarto artigo, Fakhfekh et al. (2024), mantêm um resultado semelhante, ao afirmar que os *DeFi* e criptomoedas são mais eficazes como meio de diversificação numa carteira de investimentos do que utilizar estes como alternativa para proteção do tipo *hedge*, o que vai de encontro com os resultados analisados, neste trabalho, até agora.

Q4- Como as criptomoedas, se comportam quando submetidas a diferentes modelos estatísticos, e como é que os seus resultados se diferenciam em relação às DeFi?

Os autores Sifat et al. (2019), analisam a dinâmica de preços das criptomoedas, *Bitcoin* e do ativo *DeFi (Ethereum)*. Nenhuma causalidade foi encontrada em nenhum conjunto de dados de frequência através de testes de raiz unitária ADF (*Augmented Dickey Fuller*) e PP (*Augmented Dickey-Fuller*). A magnitude dos coeficientes sugere que o *Ethereum* é mais influente do que o *Bitcoin*, que foi analisada através dos testes ARMA (*Autogressive-Moving-Average*). No entanto quanto aos dados diários, o *Bitcoin* parece liderar o *Ethereum* com mais vigor, tendo sido analisado através do VECM (*Vector Error Correction model*).

Segundo os autores Kyriazis et al. (2020), existem evidências que são consideráveis, em que o sentimento econômico e os motivos especulativos combinados com o excesso de confiança desencadeiam divergências significativas dos valores de mercado de ativos em relação aos valores fundamentais correspondentes. Uma grande parte dessas definições concorda com a visão de que o comportamento é gerado dentro do interesse elevado de unidades econômicas, devido às condições especialmente favoráveis, que utilizam valores nominais em relação ao valor justo. A maioria dos estudos utiliza os dados diários de fontes gratuitas, mas artigos com dados de alta frequência de fontes de dados não acessíveis publicamente, foram também escritos. As metodologias mais populares para detetar as bolhas existentes são ADF e *Log-Periodic Power Law (LPPL)*, que é frequentemente usada em pesquisas relevantes.

O autor Kaneko (2021), utilizou um modelo linear dinâmico. As flutuações dinâmicas de linha de tendência, os resultados do Modelo do *Bitcoin* sugerem que as pesquisas específicas afetam negativamente os preços, onde o preço de mercado flutua mais rápido. No modelo do *Ethereum*, os preços do *Bitcoin* demonstram um efeito positivo nos preços do *Ethereum*, indicando que o preço do *Bitcoin* influenciou fortemente o preço das altcoins.

O autor Sovbetov (2018), analisou os fatores que influenciam os preços do *Bitcoin* e do *Ethereum* no período de 2010-2018, utilizando o modelo ARDL de forma a contabilizar a dinâmica de curto e longo prazo dos preços das criptomoedas. As análises de ARDL de longo prazo sem restrição e de correção de erros de curto prazo com

restrição, tiveram um impacto estatisticamente significativo em fatores do mercado das criptomoedas, como preços totais de mercado, volume de negociação e volatilidade na *Bitcoin* e *Ethereum* em longo e curto prazo, respetivamente.

Ao analisar os resultados dos artigos da **Q4**, podemos concluir que Sifat et al. (2019), no primeiro artigo chegaram à conclusão que através dos testes ARMA, o *Ethereum* é mais influente do que o *Bitcoin* e que através do VECM o *Bitcoin* lidera o *Ethereum* nos dados diários, enquanto que com os testes da raiz unitária ADF e PP não encontraram nenhuma evidência. No segundo artigo Kyriazis et al.(2020), afirmam que a maioria dos estudos, o carácter altamente especulativo, volátil e imprevisível das criptomoedas, é verificado por estudos empíricos. No terceiro artigo Kaneko (2021), utiliza um modelo linear dinâmico, e verifica que em média, os efeitos de pesquisa específicos de marca e de nível de mercado tiveram um impacto negativo nos preços de moedas relacionadas a *DeFi*. Já no quarto e último artigo relacionado com a **Q4** Sovbetov (2018), utiliza o modelo ARDL para analisar os fatores que influenciam os preços do *Bitcoin* e do *Ethereum*, de forma a contabilizar também a dinâmica de curto e longo prazo dos preços das criptomoedas, e concluí que este modelo teve um impacto estatisticamente significativo nos fatores do mercado das criptomoedas, como o volume de negociação e volatilidade na *Bitcoin* e *Ethereum* em logo e curto prazo, respetivamente.

De forma geral nos resultados obtidos, são compartilhadas tendências semelhantes ao afirmarem a alta volatilidade das criptomoedas (*ETH* e *BTC*), o que vai de acordo com os resultados analisados ao longo das questões de investigação que mostram, que as criptomoedas obtiveram os maiores valores comparativamente com os outros ativos e que apenas foram capazes de obter valores moderados quando correlacionadas ente si com exceção do *ETH/EUR* correlacionado com *ETH/BTC* que obteve os valores mais discrepantes, no **Modelo 4** de todas as tabelas, como podemos verificar nos valores seguintes apresentados:

- Regressão Linear Múltipla em Séries Temporais entre as *DeFi* (*ETH/EUR*) e as várias independentes em que no **Modelo 1** *BTC/ETH* (-10.6867***), **Modelo 3** *BTC/EUR* (0.0613***) **Modelo 4** *ETH/BTC* (1.16e+04***);
- Regressão quantilica de 25 entre as *DeFi* (*ETH/EUR*) e as variáveis independentes em que no **Modelo 1** *BTC/ETH* (-12.5690***), **Modelo 3** *BTC/EUR* (0.0462***), **Modelo 4** *ETH/BTC* (7538.9744***);

- Regressão quantílica de 50 entre as *DeFi* (*ETH/EUR*) e as variáveis independentes em que no **Modelo 1** *BTC/ETH* (-14.5814***), **Modelo 3** *BTC/EUR* (0.0712***), **Modelo 4** *ETH/BTC* (8397.0903***);
- Regressão quantílica de 75 entre as *DeFi* (*ETH/EUR*) e as variáveis independentes em que no **Modelo 1** *BTC/ETH* (-10.6916***), **Modelo 3** *BTC/EUR* (0.0764***), **Modelo 4** *ETH/BTC* (8253.9718***).

Também foi mostrada uma tendência do *Ethereum*, que através dos testes ARMA, foi mais influente do que o *Bitcoin* e que através do VECM o *Bitcoin* lidera o *Ethereum* nos dados diários, enquanto nos testes da raiz unitária ADF e PP não encontraram nenhuma evidência. Tais resultados não podem ser confirmados a partir dos dados obtidos neste trabalho de investigação, já que apenas uma alta volatilidade pôde ser comprovada nas criptomoedas.

8. Conclusão

O *DeFi* representa um avanço tecnológico ao apresentar uma nova forma de negociar de maneira digital sem a necessidade de intermediários nas transações, isto não tem só como consequência uma redução da burocracia, tempo gasto e dinheiro despendido. O impacto disto é algo que ainda precisa de ser demonstrado, visto que as *DeFi* ainda estão a dar os seus primeiros passos neste novo meio de transacionar os chamados de contratos inteligentes.

A proposta deste trabalho foi analisar através de modelos estatísticos, sendo eles a matriz de correlação, a regressão linear múltipla em séries temporais e a regressão quantílica, o choque entre os mercados tradicionais, tanto monetário como o financeiro, tem no mercado descentralizado, *DeFi* e *Bitcoin*, e como esses resultados se posicionam quando comparados aos dados analisados através da comparação de ambos os dados e se as conclusões chegadas por esses autores demonstram uma tendência lógica, quando comparados com os resultados obtidos pelos modelos estatísticos desta neste trabalho.

De forma geral os resultados obtidos deste trabalho tendem a coincidir com os dados analisados nas respetivas questões, no que diz respeito ao sentimento, “Q1- Como o sentimento do investidor afeta as *DeFi*?”, os resultados mostraram uma tendência do sentimento do investidor influenciar as *DeFi*. No caso da volatilidade, “Q2- Como a volatilidade das criptomoedas afeta as *DeFi*?”, os resultados apontam uma predominância das criptomoedas *Ethereum* e *Bitcoin* em relação à volatilidade dos restantes ativos tradicionais. Em relação à carteira de investimento em *DeFi* e ativos, “Q3- Diversificar uma carteira de investimento em *DeFi* e ativos apresentará uma melhor alternativa em relação a manter o património em moeda corrente?”, que mostra uma tendência onde uma carteira diversificada em *DeFi*, *Bitcoin* e ativos tradicionais, não apenas mais segura como também apresenta uma performance de resultados superior a uma carteira de investimentos tradicional. Quanto ao comportamento das criptomoedas quando submetidas a outros modelos estatísticos, “Q4- Como as criptomoedas, se comportam quando submetidas a diferentes modelos estatísticos, e como é que os seus resultados se diferenciam em relação às *DeFi*?”, os resultados mostram comportamentos semelhantes às considerações realizadas pelos autores referentes aos resultados obtidos pelos modelos estatísticos.

Referências Bibliográficas

- Akyildirim, E., Corbet, S., Lucey, B., Sensoy, A., & Yarovaya, L. (2020). *The relationship between implied volatility and cryptocurrency returns*. *Finance Research Letters*, 33. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.06.010>
- Akyildirim, E., Faruk Aysan, A., Cepni, O., & Corbet, S. (2023). *Exploring the Impact of News Sentiment on DeFi coin returns*. *Exploring the Impact of News Sentiment on Defi Coin Returns*. <https://ssrn.com/abstract=4404802>
- Al Guindy, M. (2021). *Cryptocurrency price volatility and investor attention*. *International Review of Economics and Finance*, 76, 556–570. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2021.06.007>
- Antonakakis, N., Chatziantoniou, I., & Gabauer, D. (2020). *Refined Measures of Dynamic Connectedness based on Time-Varying Parameter Vector Autoregressions*. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(4). <https://doi.org/10.3390/jrfm13040084>
- Board, F. F. S. (2019). *Decentralised financial technologies: Report on financial stability, regulatory and governance implications*. *Financial Stability Board*.
- Bouri, E., Demirer, R., Gabauer, D., & Gupta, R. (2022). *Financial market connectedness: The role of investors' happiness*. *Finance Research Letters*, 44. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102075>
- Braga, L. (2019). *Regressão quantílica aplicada ao potencial de mercado*. [Repositório Institucional - Universidade Federal de Uberlândia]. <https://repositorio.ufu.br/handle/123456789/26380>
- Catania, L., Grassi, S., & Ravazzolo, F. (2018). *Predicting the volatility of cryptocurrency time-series*. In *Mathematical and Statistical Methods for Actuarial Sciences and Finance, MAF 2018*, 203–207 Springer International Publishing AG. https://doi.org/10.1007/978-3-319-89824-7_37
- Cermak, V. (2017). *Can Bitcoin Become a Viable Alternative to Fiat Currencies? An empirical analysis of Bitcoin's volatility based on a GARCH model*. <https://ssrn.com/abstract=2961405>

- Chau, F., Deesomsak, R., & Lau, M. C. K. (2011). *Investor sentiment and feedback trading: Evidence from the exchange-traded fund markets. International Review of Financial Analysis, 20(5)*, 292–305. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2011.06.006>
- Chen, M. A., Wu, Q., & Yang, B. (2019). *How Valuable Is FinTech Innovation? In Review of Financial Studies (Vol. 32, 5, 2062–2106). Oxford University Press.*
<https://doi.org/10.1093/rfs/hhy130>
- Chen, Y., & Bellavitis, C. (2020). *Blockchain disruption and decentralized finance: The rise of decentralized business models. Journal of Business Venturing Insights, 13.*
<https://doi.org/10.1016/j.jbvi.2019.e00151>
- Chousa, J. P., Šević, A., & González-López, I. (2023). *Impact of social metrics in decentralized finance. Journal of Business Research, 158.*
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.113673>
- Cong, L. W., & He, Z. (2019). *Blockchain Disruption and Smart Contracts. In Review of Financial Studies (Vol. 32, 5, 1754–1797). Oxford University Press.*
<https://doi.org/10.1093/rfs/hhz007>
- Corbet, S., Lucey, B., Peat, M., & Vigne, S. (2018). *Bitcoin Futures—What use are they? Economics Letters, 172*, 23–27. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.07.031>
- Eberly, L.E. (2007). *Multiple Linear Regression. In: Ambrosius, W.T. (eds) Topics in Biostatistics. Methods in Molecular Biology™, vol 404. Humana Press.*
https://doi.org/10.1007/978-1-59745-530-5_9
- Edelen, R. M., Marcus, A. J., & Tehranian, H. (2010). *Relative Sentiment and Stock Returns. Financial Analysts Journal, 66(4)*, 20–32. <https://doi.org/10.2469/faj.v66.n4.2>
- Engelen, & Kulcsar. (2023). *Twitter Sentiment Analysis on the Cryptocurrency Market. Jönköping University*
- Etemadi, S., & Khashei, M. (2021). *Etemadi multiple linear regression. Measurement: Journal of the International Measurement Confederation, 186.*
<https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.110080>

- Fakhfekh, M., Bejaoui, A., Bariviera, A. F., & Jeribi, A. (2024). *Dependence structure between NFT, DeFi and cryptocurrencies in turbulent times: An Archimax copula approach*. *North American Journal of Economics and Finance*, 70.
<https://doi.org/10.1016/j.najef.2024.102079>
- Fernandes, J. (2019). *O impacto da dinâmica económica na dimensão das reservas internacionais*. Repositório Aberto da Universidade do Minho.
<https://repositorium.sdum.uminho.pt/bitstream/1822/64661/1/Jose%2BFernandes.pdf>
- Ghorbel, A., Frikha, W., & Manzli, Y. S. (2022). *Testing for asymmetric non-linear short- and long-run relationships between crypto-currencies and stock markets*. *Eurasian Economic Review*, 12(3), 387–425. <https://doi.org/10.1007/s40822-022-00206-8>
- Grossman, S. J., & Stiglitz, J. E. (1980). *On the Impossibility of Informationally Efficient Markets*. *The American Economic Review*, 70(3), 393–408.
- Guan, L., Zhang, W. W., Ahmad, F., & Naqvi, B. (2021). *The volatility of natural resource prices and its impact on the economic growth for natural resource-dependent economies: A comparison of oil and gold dependent economies*. *Resources Policy*, 72.
<https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102125>
- Hirshleifer, D., & Teoh, S. H. (2003). *Limited attention, information disclosure, and financial reporting*. *Journal of Accounting and Economics*, 36(1-3 SPEC. ISS.), 337–386.
<https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2003.10.002>
- Huang, Z., Lin, S., Long, L., Cao, J., Luo, F., Qin, W., Sun, D., & Gregersen, H. (2020). *Predicting the morbidity of chronic obstructive pulmonary disease based on multiple locally weighted linear regression model with K-means clustering*. *International Journal of Medical Informatics*, 139. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2020.104141>
- Jani, S. (2017). *An overview of Ethereum & its comparison with bitcoin*. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 10(8), 1-6.
- Jareño, F., González, M., Tolentino, M., & Sierra, K. (2020). *Bitcoin and gold price returns: A quantile regression and NARDL analysis*. *Resources Policy*, 67.
<https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2020.101666>

- Kaneko, Y. (2021). *A Time-series Analysis of How Google Trends Searches Affect Cryptocurrency Prices for Decentralized Finance and Non-Fungible Tokens*. *IEEE International Conference on Data Mining Workshops, ICDMW, 2021-December*, 222–227. <https://doi.org/10.1109/ICDMW53433.2021.00035>
- Kocaarslan, B. (2021). *How does the reserve currency (US dollar) affect the diversification capacity of green bond investments?* *Journal of Cleaner Production*, 307. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.127275>
- Koenker, R., & Bassett, G. (1978). *Regression quantiles*. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 33-50.
- Kraaijeveld, O., & De Smedt, J. (2020). *The predictive power of public Twitter sentiment for forecasting cryptocurrency prices*. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 65. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2020.101188>
- Kyriazis, N. A. (2021). *A survey on volatility fluctuations in the decentralized cryptocurrency financial assets*. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(7), 293. <https://doi.org/10.3390/jrfm14070293>
- Kyriazis, N., Papadamou, S., & Corbet, S. (2020). *A systematic review of the bubble dynamics of cryptocurrency prices*. *Research in International Business and Finance*, 54. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101254>
- Lim, J. M. H. (2014). *Formulating research questions in experimental doctoral dissertations on Applied Linguistics*. *English for Specific Purposes*, 35(1), 66–88. <https://doi.org/10.1016/j.esp.2014.02.003>
- M’bakob, G. B. (2024). *Bubbles in Bitcoin and Ethereum: The role of halving in the formation of super cycles*. *Sustainable Futures*, 7. <https://doi.org/10.1016/j.sftr.2024.100178>
- Madichie, C. V., Ngwu, F. N., Eze, E. A., & Maduka, O. D. (2023). *Modelling the dynamics of cryptocurrency prices for risk hedging: The case of Bitcoin, Ethereum, and Litecoin*. *Cogent Economics and Finance*, 11(1). <https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2196852>
- Marshall, G., & Jonker, L. (2010). *An introduction to descriptive statistics: A review and practical guide*. *Radiography*, 16(4), e1-e7. <https://doi.org/10.1016/j.radi.2010.01.001>

- Martinelli, T., & Pinto, G. S. (2019). *BLOCKCHAIN: comparação evolutiva utilizando Bitcoin e Ethereum*. Revista Interface Tecnológica, 16(1), 146–157. Recuperado de <https://revista.fatectq.edu.br/interfacetecnologica/article/view/570>
- Merton, R. C. (1987). *A simple model of capital market equilibrium with incomplete information*. <https://dspace.mit.edu/bitstream/handle/1721.1/2166/SWP-1869-18148074.pdf>
- Mirović, I., & Petrović, V. (2023). *The future of the dollar as a world reserve currency in new international circumstances*. *Ekonomski Signali*, 18(2), 69–92. <https://doi.org/10.5937/ekonsig2302069m>
- Morais, C. (2005). *Escalas de Medida, Estatística Descritiva e Inferência Estatística*. Instituto Politécnico de Bragança, Escola Superior de Educação. <http://hdl.handle.net/10198/7325>
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system*.
- Niels, D., Vytautas, K., & Jochen, D. W. (2017). *Using sentiment analysis to predict interday Bitcoin price movements*. *Journal of Risk Finance*, 19(1), 56–75. <https://doi.org/10.1108/JRF-06-2017-0092>
- Norrlof, C. (2014). *Dollar hegemony: A power analysis*. *Review of International Political Economy*, 21(5), 1042–1070. <https://doi.org/10.1080/09692290.2014.895773>
- Odean, T. (1999). *Do Investors Trade Too Much?* *American Economic Review*, 89(5), 1279–1298. <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.89.5.1279>
- Pedrosa I. (2021). *El poder de un ecosistema descentralizado (DeFi): estudio de Ethereum, Cardano y Polkadot*. Universidad Pontificia Comillas ICAI-ICADE. <http://hdl.handle.net/11531/47569>
- Peng, L., & Xiong, W. (2006). *Investor attention, overconfidence and category learning*. *Journal of Financial Economics*, 80(3), 563–602. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2005.05.003>
- Rath, S., Tripathy, A., & Tripathy, A. (2020). *Prediction of new active cases of coronavirus disease (COVID-19) pandemic using multiple linear regression model*. *Diabetes and Metabolic Syndrome: Clinical Research and Reviews*, 14(5), 1467–1474. <https://doi.org/10.1016/j.dsx.2020.07.045>

- Rodrigues, S. (2012). *Modelo de Regressão Linear e suas Aplicações*. Universidade da Beira Interior Ciências. Repositório aberto da UBI
[https://ubibliorum.ubi.pt/bitstream/10400.6/1869/1/Tese%20Sandra%20Rodrigues.pdf?](https://ubibliorum.ubi.pt/bitstream/10400.6/1869/1/Tese%20Sandra%20Rodrigues.pdf?ref=https://githubhelp.com)
[ref=https://githubhelp.com](https://githubhelp.com)
- Schär, F. (2021). *Decentralized finance: on blockchain-and smart contract-based financial markets*. *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 103(2), 153–174.
<https://doi.org/10.20955/r.103.153-74>
- Shuyue, Y., Zishuang Xu, & Gang-Jin, W. (2018). *Volatility connectedness in the cryptocurrency market: Is Bitcoin a dominant cryptocurrency?* *International Review of Financial Analysis*, 60, 98–114. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.08.012>
- Sifat, I. M., Mohamad, A., & Mohamed Shariff, M. S. Bin. (2019). Lead-Lag relationship between Bitcoin and Ethereum: Evidence from hourly and daily data. *Research in International Business and Finance*, 50, 306–321.
<https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.06.012>
- Silva, A. (2018). *Um Estudo sobre Regressão Quantílica*. Universidade de Brasília.
<https://bdm.unb.br/handle/10483/27064>
- Song, H., Wei, Y., Qu, Z., & Wang, W. (2024). *Unveiling Decentralization: A Comprehensive Review of Technologies, Comparison, Challenges in Bitcoin, Ethereum, and Solana Blockchain*. *ArXiv Preprint ArXiv:2404.04841*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.04841>
- Sovbetov, Y. (2018). *Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero* *Journal of Economics and Financial Analysis*. *Journal of Economics and Financial Analysis*, 2(2), 1–27.
<https://doi.org/10.1991/jefa.v2i2.a16>
- Su, C. W., Qin, M., Tao, R., Moldovan, N. C., & Lobont, O. R. (2020). *Factors driving oil price — from the perspective of United States*. *Energy*, 197.
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117219>
- Subramaniam, S., & Chakraborty, M. (2019). *Investor Attention and Cryptocurrency Returns: Evidence from Quantile Causality Approach*. *Journal of Behavioral Finance*, 21(1), 103–115. <https://doi.org/10.1080/15427560.2019.1629587>

- Sun, X., Stasinakis, C., & Sermpinis, G. (2024). *Decentralization illusion in Decentralized Finance: Evidence from tokenized voting in MakerDAO polls*. *Journal of Financial Stability*, 73. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2024.101286>
- Tang, Q., Huang, L., & Pan, Z. (2019). *Multiple linear regression model for vascular aging assessment based on radial artery pulse wave*. *European Journal of Integrative Medicine*, 28, 92–97. <https://doi.org/10.1016/j.eujim.2019.05.006>
- Tao, Y., & Sheng, X. (2024). *Exchange rate forecast between Euro and US dollar based on recurrent neural network*. *Highlights in Science, Engineering and Technology*, 85, 663–669. <https://doi.org/10.54097/7cy8gg22>
- Viéitez, A., Santos, M., & Naranjo, R. (2024). *Machine learning Ethereum cryptocurrency prediction and knowledge-based investment strategies*. *Knowledge-Based Systems*, 299. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2024.112088>
- Vozlyublennaia, N. (2014). *Investor attention, index performance, and return predictability*. *Journal of Banking and Finance*, 41(1), 17–35. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.12.010>
- Vujičić D, Jagodić D, & Randić S. (2018). *Blockchain technology, bitcoin, and Ethereum: A brief overview*. *2018 17th International Symposium Infoteh-Jahorina (Infoteh)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/INFOTEH.2018.8345547>
- Wood, G. (2014). *Ethereum: A secure decentralised generalised transaction ledge*. *Ethereum Project Yellow Paper*, 151, 1–2.
- Yin, L., Nie, J., & Han, L. (2021). *Understanding cryptocurrency volatility: The role of oil market shocks*. *International Review of Economics and Finance*, 72, 233–253. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2020.11.013>
- Yousaf, I., & Yarovaya, L. (2022). *Static and dynamic connectedness between NFTs, Defi and other assets: Portfolio implication*. *Global Finance Journal*, 53. <https://doi.org/10.1016/j.gfj.2022.100719>
- Zhang, S., & Mani, G. (2021). *Popular cryptoassets (Bitcoin, Ethereum, and Dogecoin), Gold, and their relationships: Volatility and correlation modeling*. *Data Science and Management*, 4, 30–39. <https://doi.org/10.1016/j.dsm.2021.11.001>

Zou, K. H., Tuncali, K., & Silverman, S. G. (2003). *Correlation and simple linear regression*. *Radiology* 227(3), 617–622. <https://doi.org/10.1148/radiol.2273011499>