

Samuel de Oliveira Ribeiro  
Orientador: Glauber Dias Gonçalves

# **Análise de Características Estruturais de *Tokens* não Fungíveis no Ethereum.**

Picos - PI  
03 de março de 2023

Samuel de Oliveira Ribeiro  
Orientador: Glauber Dias Gonçalves

## **Análise de Características Estruturais de *Tokens* não Fungíveis no Ethereum.**

Monografia submetida ao Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação como requisito parcial para obtenção de grau de Bacharel em Sistemas de Informação.

Universidade Federal do Piauí  
Campus Senador Helvídio Nunes de Barros  
Bacharelado em Sistemas de Informação

Picos - PI  
03 de março de 2023

**FICHA CATALOGRÁFICA**  
**Serviço de Processamento Técnico da Universidade Federal do Piauí**  
**Biblioteca José Albano de Macêdo**

**R484a** Ribeiro, Samuel de Oliveira

Análise de características estruturais de *Tokens* não fungíveis no Ethereum [recurso eletrônico] / Samuel de Oliveira Ribeiro – 2023.  
40 f.

1 Arquivo em PDF

Indexado no catálogo *online* da biblioteca José Albano de Macêdo-CSHNB  
Aberto a pesquisadores, com restrições da Biblioteca

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Universidade Federal do Piauí, Bacharelado em Sistemas de Informação, Picos, 2023.  
“Orientador: Dr. Glauber Dias Gonçalves”

1. Algoritmos. 2. *Token*. 3. NFT. 4. *OpenSea*. 5. Blockchain. 6. Ethereum. I. Gonçalves, Glauber Dias. II. Título.

**CDD 005.4**

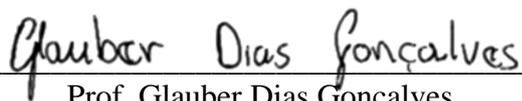
ANÁLISE DE CARACTERÍSTICAS ESTRUTURAIS DE TOKENS NÃO FUNGÍVEIS NO  
ETHEREUM

SAMUEL DE OLIVEIRA RIBEIRO

Monografia apresentada como exigência parcial para obtenção do grau de Bacharel em  
Sistemas de Informação.

Data de Aprovação

Picos – PI, 20 de março de 2023



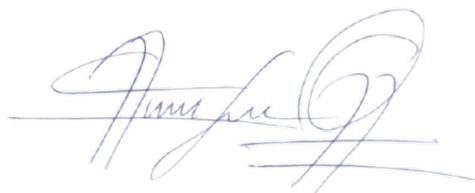
---

Prof. Glauber Dias Gonçalves



---

Prof. Ronan Dutra Mendonça



---

Prof. Fredison Muniz de Sousa

# Agradecimentos

Em primeiro lugar, agradeço a Deus por ter me concedido o dom da vida e por se fazer presente na minha vida em todos os momentos. Nos mais tristes Ele esteve comigo, me ajudando a aprender com os meus erros, erguer a cabeça e seguir em frente. Sou grato pela família que me foi concedida e por todos as pessoas que conheci nessa minha jornada. “D’Ele, por Ele e para Ele são todas as coisas. A Ele a glória por toda a eternidade! Amém”(Romanos 11:36). Rendo graças também a Nossa Senhora, minha mãezinha que sempre esteve presente em minha vida, intercedendo graças a mim. Em meus momentos mais íntimos Ela estava ali, junto a Deus, me auxiliando. Salve Maria!

Em segundo lugar, agradeço aos meus pais, Edilene de Oliveira e Raimundo Ribeiro, e a minha irmã Raylene Ribeiro. Eles sempre me apoiaram em todas as minhas escolhas e sempre se fizeram presentes na minha jornada acadêmica, mesmo estando à 800Km de distância. Sou grato por tudo que fazem por mim. Muitas vezes eu me senti sozinho e pensativo, e em vários desses momentos eu recebi uma ligação deles, assim eu me acalmava, sentia alívio dos estresses e ganhava força para continuar persistindo na jornada acadêmica. AMO VOCÊS! À toda a minha família que sempre acreditou em mim, meu muito obrigado!

Agradeço também ao meu professor Dr. Glauber Dias Gonçalves por todo o apoio, confiança e paciência durante toda a minha graduação. Foram mais de 4 anos trabalhando juntos e reconheço que muito do que conquistei teve o seu suporte e apoio, obrigado! Também agradeço a todos os demais professores da UFPI, todos foram fundamentais para o meu crescimento acadêmico e pessoal. Continuem sempre sendo inspirações para os alunos.

Por fim, agradeço a todos as pessoas que pude construir uma amizade durante todos esses anos, vocês me ajudaram muito a suportar diversas angústias, viver momentos muito especiais e comemorar diversas vitórias juntos. Listo aqui o nome daqueles que estiveram comigo desde o primeiro dia de aula: Carlos Vitor, Cícero Neto, Elievelto, Erick MacGregor, Gabriell Oliveira, Gabriel Holanda, Hidelgado, Jederilson, Lucas Vinícius, Lucas de Sousa, Rubenilson e Samuel Lélis. Em especial agradeço a Lucas Bezerra, Marcos Paulo e Thaliane, obrigado por todos os momentos que compartilharam comigo. Todos os dias que saímos para a sorveteria apenas para conversar, todos os papos juntos e por todos os conselhos e ensinamentos. Vocês são incríveis e eu agradeço a Deus por ter conhecido e construído uma amizade com vocês. Um abraço do ‘carequinha’ de vocês!

*Não se preocupe com suas falhas, no que tentou fazer, mas no que ainda é possível  
realizar.*

*São João Paulo II*

# Resumo

NFT ou *non-fungible token*, é um objeto digital insubstituível por qualquer outro objeto, seja do mesmo tipo ou valor, e funciona como uma prova que um dado objeto (ou bem) pertence a uma pessoa ou organização. Um setor da indústria que tem ganhado com a comercialização de NFT é o meio artístico (e.g., pintores, escultores, produtores e músicos). Isso se deve aos recursos oferecidos por NFT, por exemplo, segurança em relação à autoria da obra, forma de comercialização simples, possibilidade de definir *royalties* na venda, entre outros serviços que podem ser programados via contratos inteligentes com a tecnologia blockchain. A comercialização de NFTs está em ascendência desde a sua popularização no início do ano de 2021, portanto, é importante que haja ferramentas que auxiliem os usuários desse tipo de *token*. Como NFT é uma tecnologia nova, ainda há uma deficiência de estudos especializados que forneçam informações concretas sobre os tipos de usuários na rede, i.e., produtores e consumidores, e as suas características. Além disso se faz necessário conhecer fontes confiáveis de dados públicos a fim de obter o máximo de informações possíveis desses usuários, com os devidos limites de privacidade. Diante deste contexto, este trabalho propõe a análise e caracterização de coleções de NFTs da plataforma OpenSea, por meio de algoritmos de inteligência artificial para desenvolver modelos que permitam a clusterização dessas coleções. Por meio dessa caracterização, usuários que comercializam NFTs poderão conhecer melhor as coleções, possibilitando assim um melhor entendimento dos usuários que participam deste comércio.

**Palavras-chaves:** *Token, NFT, OpenSea, Cluster, Blockchain, Ethereum*

# Abstract

NFT, or non-fungible token, is a unique digital object that cannot be replaced by any other object, whether of the same type or value, and functions as proof that a given object (or asset) belongs to a person or organization. One sector of the industry that has benefited from the commercialization of NFTs is the art world (e.g., painters, sculptors, producers, and musicians). This is due to the resources offered by NFTs, such as security in relation to the authorship of the work, a simple form of commercialization, the possibility of defining royalties on sales, and other services that can be programmed through smart contracts with blockchain technology. The commercialization of NFTs has been on the rise since its popularization in early 2021, therefore, it is important that there are tools that assist users of this type of token. As NFT is a new technology, there is still a deficiency of specialized studies that provide concrete information about the types of users on the network, i.e., producers and consumers, and their characteristics. Additionally, it is necessary to identify reliable sources of public data in order to obtain as much information as possible about these users, with the necessary privacy limits. In this context, this work proposes the analysis and characterization of NFT collections on the OpenSea platform, using artificial intelligence algorithms to develop models that allow the clustering of these collections. Through this characterization, users who trade NFTs can better understand the collections, thus enabling a better understanding of the users participating in this trade.

**Keywords:** *Token, NFT, OpenSea, Cluster, Blockchain, Ethereum*

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Fluxograma da metodologia aplicada neste trabalho. . . . .	26
Figura 2 – Correlação de Pearson aplicada aos dados filtrados e em escala logarítmica. . . . .	30
Figura 3 – Método de cotovelo aplicado aos 3 conjuntos de dados. . . . .	33
Figura 4 – Resultado das métricas Coeficiente de <i>Silhouette</i> , Índice de Calinski-Harabasz e Índice Davies-Bouldin aplicadas aos 3 conjuntos de dados. .	33

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Trabalhos relacionados . . . . .	24
Tabela 2 – <i>Endpoints</i> da <i>OpenSea</i> utilizados para coletar os dados. . . . .	27
Tabela 3 – Conjunto de dados coletados para cada coleção de NFTs. . . . .	28
Tabela 4 – Dados estatísticos das coleções de NFT considerando todas as 49325 coleções coletadas. . . . .	29
Tabela 5 – Dados estatísticos das 1157 coleções de NFT selecionadas para esse estudo após a análise de consistência dos dados. . . . .	29
Tabela 6 – Valor médio das características para cada cluster. . . . .	34

# Lista de abreviaturas e siglas

NFT	<i>Non-Fungible Token</i> (Tokens não fungíveis)
ERC	<i>Ethereum Request for Comments</i> (Solicitação de comentários do Ethereum)
API	<i>Application Programming Interface</i> (Interface de Programação de Aplicativos)
P2P	<i>Peer-to-Peer</i> (Par a par)
USD	<i>United States Dollar</i> (Dolar dos Estados Unidos)
HTTP	<i>Hypertext Transfer Protocol</i> (Protocolo de Transferência de Hipertexto)
LSTM	<i>Long Short-Term Memory Neural Network</i> (Rede Neural de Memória de Longo Prazo)
REST	<i>Representational State Transfer</i> (Transferência de Estado Representacional)
JSON	<i>JavaScript Object Notation</i> (Notação de Objeto JavaScript)
ETH	Ethereum
DBScan	<i>Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise</i> (Agrupamento Baseado em Densidade de Aplicação com Ruído)
OPTICS	<i>Ordering Points to Identify the Clustering Structure</i> (Ordenação de Pontos para Identificar a Estrutura de Agrupamento)

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>12</b>
1.1	Objetivos	13
1.2	Organização	14
<b>2</b>	<b>Referencial Teórico</b>	<b>15</b>
2.1	Blockchain e Criptoativos	15
2.1.1	Blockchain Ethereum	16
2.2	NFTs	17
2.2.1	ERC20	17
2.2.2	ERC721	18
2.2.3	ERC1155	18
2.3	API	19
2.3.1	<i>Etherscan</i> e outros	19
2.3.2	<i>OpenSea</i>	21
2.4	Algoritmos de agrupamento	22
<b>3</b>	<b>Trabalhos Relacionados</b>	<b>23</b>
<b>4</b>	<b>Dados e Metodologia</b>	<b>26</b>
4.1	Coleta dos dados	26
4.2	Processamento dos dados	27
4.3	Extração e Seleção de Características	30
<b>5</b>	<b>Resultados e Discussão</b>	<b>32</b>
5.1	Classes de NFTs	32
5.2	Características Estruturais das Classes	34
<b>6</b>	<b>Considerações Finais e Direções Futuras</b>	<b>37</b>
	<b>Referências</b>	<b>38</b>

# 1 Introdução

*Non-fungible Token (NFT)*, ou *token* não fungível são bens digitais assim como dinheiro ou bens comerciais digitais. Mas diferente desses bens digitais comuns, itens não fungíveis não podem ser trocados por um bem semelhante porque seu valor muitas vezes excede valores pré-estabelecidos por se tratar de obras artísticas (ANTE, 2021). Mais especificamente, NFT é uma unidade de dados armazenados em uma Blockchain que certifica que um objeto digital (bem digital) é único e, portanto, não intercambiável, e ao mesmo tempo, um certificado digital garante que esse objeto é de propriedade exclusiva de uma pessoa ou organização (NADINI et al., 2021).

Blockchain é uma tecnologia emergente que oferece suporte distribuído confiável e seguro para realização de transações entre participantes que não necessariamente têm confiança entre si e que estão dispersos em larga escala numa rede P2P ("*Peer-to-peer*", do inglês par-a-par ou simplesmente ponto a ponto). A tecnologia Blockchain se tornou conhecida atualmente devido a criptomoeda Bitcoin, que teve o seu protocolo originado junto a tecnologia Blockchain (QUEIROZ, 2018). Outra plataforma que utiliza a arquitetura distribuída da Blockchain é a Ethereum. Essa plataforma utiliza o criptoativo base denominado Ether e adota o conceito de contratos inteligentes em suas transações. Os contratos inteligentes vêm possibilitando a formação de um ecossistema com diferentes domínios de aplicações que se estendem da área financeira para as áreas de serviços em governo e indústrias (HU et al., 2021).

Em mais detalhes, um contrato inteligente é um tipo de protocolo de computador que é projetado para facilitar, verificar ou executar a negociação ou a execução de um contrato. É uma tecnologia baseada em Blockchain, onde as regras e condições do contrato são codificadas em um programa de computador (ACADEMY, 2021b). Isso significa que, uma vez que as partes envolvidas no contrato concordem com os termos, o contrato inteligente é executado automaticamente, sem a necessidade de intervenção humana. Por sua vez, NFT é um tipo de contrato inteligente e pode ser associado a vários tipos de arquivos em diferentes contextos, como jogos, coleções de artes, vídeos, *tweets* entre outros. No contrato inteligente de um NFT é feita a definição do valor de venda, registro do autor da obra, possibilita a cobrança de royalties em toda venda desta arte, permite a definição de penalidades quanto ao uso da obra, entre diversas outras aplicações.

Uma das principais vantagens do uso de NFTs via contratos inteligentes é que no processo negociação todo o processamento de validação de informações, pagamento e transferência dos dados na Blockchain são feitas automaticamente e instantaneamente pelo contrato inteligente após a validação da transação (REVOREDO, 2021). Desta forma o risco de fraudes são minimizados e caso haja alguma infração nas regras do contrato o próprio contrato inteligente aplica as penalidades. Além disso todas as transações de

um NFT são registradas em seu contrato, de forma que não podem ser apagadas ou modificadas.

Nesse contexto, NFTs abrem um novo caminho para utilização e veiculação de objetos digitais, i.e., *tokens*, sob a Internet, onde o aspecto mais relevante é a autoria ou propriedade do *token*. Por exemplo, em 11 de março de 2021, o artista Beeple realizou a venda de sua obra de arte digital em formato de NFT na Blockchain Ethereum pelo valor de US\$ 69 milhões (CHRISTIE'S, 2021). Em 22 de março de 2021, o fundador do Twitter Jack Dorsey vendeu o NFT do seu famoso primeiro tweet pelo valor de US\$ 2,9 milhões (OKONKWO, 2021). Essas obras podem ser acessadas gratuitamente na Internet e facilmente replicadas. Contudo, quanto mais popular e copiado na Internet é o *token*, mais benefícios ele pode trazer ao seu proprietário, que possui direitos exclusivos sobre a sua comercialização e imagem.

Uma plataforma de comercialização ou mercado de NFTs é um ambiente virtual onde são oferecidos vários serviços e facilidades para divulgação e vendas desses tokens. *Opensea* é uma das principais plataformas de comercialização de NFTs, e vem experimentando um crescimento acelerado desde o seu lançamento em 2018<sup>1</sup>. A plataforma já negociou milhões de dólares em NFTs, e a procura por esses *tokens* cresce diariamente. Para os usuários interessados neles, é importante entender a classificação dos NFTs nas plataformas antes de realizar uma compra. A classificação pode incluir informações sobre a autenticidade do NFT, a sua raridade, tipo de mídia (e.g., arte digital, memes, músicas, fotografias), entre outros aspectos relevantes.

Contudo, grandes plataformas como *OpenSea* não divulgam publicamente critérios e métodos adotados para classificação de NFT. A falta de transparência pode comprometer a confiança dos autores na plataforma, os levando à especulação sobre privilégios ou preferências a autores ou temas determinados. Logo, é importante a adoção de métodos alternativos de classificação, que priorizem a transparência e a padronização das informações apresentadas aos usuários.

## 1.1 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é analisar e caracterizar coleções de NFTs da plataforma *OpenSea* baseado em atributos relacionados às transações dos tokens na própria plataforma. Para a concretização do objetivo geral, os objetivos específicos deste trabalho são:

- Entender e coletar dados referentes a coleções de NFTs da plataforma *OpenSea*;
- Efetuar a extração e seleção de características das coleções de NFTs e investigar essas características para todos os *clusters* encontrados;

---

<sup>1</sup> <https://opensea.io>

- Realizar a caracterização dos *clusters* e avaliação dos resultados.

## 1.2 Organização

O restante deste trabalho está organizado como segue: O capítulo 2 apresenta alguns conceitos para a compreensão deste trabalho; O capítulo 3 mostra alguns trabalhos relacionados explorando fatores específicos dispostos em uma Tabela; O capítulo 4 apresenta uma visão geral sobre o processo de coleta e processamento dos dados e a seleção e extração de características destes; No capítulo 5 discutimos com mais detalhes os resultados obtidos, mostrando o método utilizado para o agrupamento dos dados e a caracterização dos dados; Por fim, o capítulo 6 faz as considerações finais e direcionamentos para trabalhos futuros.

## 2 Referencial Teórico

Este capítulo descreve conceitos fundamentais que compõe a base deste projeto. Para isto, as seções incluem abordagens sobre *Blockchain* e criptoativos, *Blockchain* Ethereum, NFTs e por fim sobre APIs de coleta de dados.

### 2.1 Blockchain e Criptoativos

*Blockchain* é uma tecnologia de registro distribuído que permite a verificação e registro de transações digitais de forma transparente e segura. Basicamente, o *Blockchain* é uma rede descentralizada de computadores que compartilham uma cópia de um livro-razão digital (*ledger*) onde as transações são registradas de forma imutável. Cada bloco de transações é conectado ao bloco anterior, formando uma cadeia de blocos (*Blockchain*). Essa cadeia é armazenada em milhares de computadores em todo o mundo, tornando praticamente impossível modificar ou apagar as transações registradas.

Os criptoativos são ativos digitais que usam tecnologia de criptografia para garantir sua segurança e autenticidade. Eles podem ser vistos como uma forma de dinheiro digital ou como um novo tipo de ativo financeiro. Os criptoativos são emitidos e gerenciados em uma rede descentralizada, geralmente baseada em Blockchain, o que significa que as transações são verificadas e validadas por uma comunidade de usuários em vez de uma autoridade central. Os criptoativos mais conhecidos são Bitcoin, Ethereum e Litecoin, que são negociados em diversas bolsas de valores digitais e plataformas de câmbio em todo o mundo. Por exemplo, Coinbase<sup>1</sup> e Binance<sup>2</sup> são uma das maiores plataformas de câmbio internacionais, ao passo que Mercado Bitcoin<sup>3</sup> é uma das maiores plataformas nacionais atualmente.

Além das criptomoedas, existem outras classes de criptoativos, como os *tokens* de utilidade, que dão acesso a serviços ou produtos específicos, e os *tokens* de segurança, que representam ativos financeiros, como ações ou títulos. Um dos principais benefícios dos criptoativos é a sua descentralização, o que significa que os usuários controlam seu próprio dinheiro ou ativos sem depender de intermediários, como bancos ou governos. Além disso, os criptoativos oferecem um alto nível de privacidade e segurança, pois as transações são criptografadas e registradas em *Blockchain*.

---

<sup>1</sup> <https://www.coinbase.com/>

<sup>2</sup> <https://www.binance.com/>

<sup>3</sup> <https://www.mercadobitcoin.com.br>

### 2.1.1 Blockchain Ethereum

Ethereum é uma plataforma popular para transferência e negociação de ativos digitais, ou criptoativos, baseada na tecnologia *Blockchain* (WOOD, 2014). A *Blockchain* da Ethereum é pública e opera de forma similar ao *Bitcoin*. As identidades são representadas como chaves públicas e autenticam suas transações com a chave privada correspondente. Cada chave pública está associada a um saldo de *tokens* digitais nativos sob a forma de criptoativo *Ether*. *Tokens* podem ser definidos como um registro de um ativo em formato digital, que representa bens e direitos tangíveis e intangíveis e o controle do seu ciclo de vida. (INOVABRA, 2021). A prática de criar *tokens* é denominada *tokenizar*. Segundo Christian Aranha, em Inovabra (2021), "a tendência é que as pessoas comecem a colecionar tokens de forma semelhante a milhas."

A Ethereum possibilita a execução de códigos de software escritos especificamente para o cenário descentralizado e imutável. Este é um dos principais benefícios que a rede *Blockchain* possibilita. Assim a Ethereum implementa automaticamente as restrições de um acordo entre duas partes, num ambiente de desconfiança. Esses códigos são também chamados de contratos inteligentes. Os contratos inteligentes são acordos codificados auto-executados que definem os termos de uma relação de compra e venda (CHAVES, 2021). Basicamente, os contratos inteligentes da Ethereum são compostos por um código de contrato e duas chaves públicas. A primeira chave pública é a fornecida pelo criador do contrato. A outra chave representa o contrato em si, agindo como um identificador digital que é único para cada contrato inteligente (ACADEMY, 2021b). Os contratos inteligentes gerados pela Ethereum geralmente possuem as seguintes características:

- Distribuído: Todos os contratos inteligentes são replicados e distribuídos em todos os nós da rede Ethereum.
- Determinístico: A execução dos contratos inteligentes executa apenas as ações que foram definidas no mesmo e sempre o resultado será o mesmo independente quem o executado.
- Autônomo: Têm a capacidade de agir de ser executado de forma automática.
- Imutável: Após a sua implantação os contratos inteligentes não podem ser alterados. Caso tenha sido definido uma regra de exclusão ele poderá ser excluído.
- Personalizável: A programação do contrato inteligente pode ser feita de muitas maneiras em diferentes contextos.
- *Trustless*: Em tradução literal, sem confiança, a execução de um contrato inteligente é independente das partes do mesmo, ou seja, caso os acordos sejam cumpridos ambas as partes têm a certeza de que não sofrerá um golpe pois o contrato inteligente executa todas as transações.

- Transparente: O código fonte de um contrato inteligente é publico contudo imutável.

## 2.2 NFTs

Existem diversos padrões de *tokens*, cada um com suas próprias especificações e características. Entre os principais padrões de *tokens*, estão os ERC-20, ERC-721 e ERC-1155, onde ERC significa *Ethereum Request for Comment* (Requisição para Comentário do Ethereum, em tradução livre) (ANTE, 2021). Os *tokens* NFT são definidos pelos padrões ERC-721 e ERC-1155. Cada um desses padrões tem sua própria funcionalidade e vantagens, permitindo a criação de diferentes tipos de ativos digitais na rede Ethereum.

O ERC-20 é um padrão de *token* Ethereum que permite a criação de tokens fungíveis. Ele é amplamente utilizado para criar criptomoedas e outros tokens que podem ser trocados em *exchanges* descentralizadas. Já o ERC-721 é usado para criar tokens não fungíveis (NFT), que representam ativos únicos, como obras de arte digitais e colecionáveis. Por fim, o ERC-1155 é um padrão mais recente que permite a criação de múltiplos ativos digitais em uma única *smart contract*, combinando recursos dos padrões ERC-20 e ERC-721. Nas subseções seguintes falamos separadamente de cada padrão.

### 2.2.1 ERC20

O ERC-20 é um padrão de token Ethereum que permite a criação de tokens fungíveis, ou seja, tokens que têm o mesmo valor e podem ser intercambiáveis. Foi proposto em 2015 pelo desenvolvedor Fabian Vogelsteller e é o padrão mais amplamente utilizado para a criação de tokens na rede Ethereum Magas (2018). Para criar um token ERC-20, é necessário seguir uma série de regras definidas pelo padrão. Essas regras incluem a definição do nome, símbolo e quantidade máxima de tokens emitidos, além da implementação de funções que permitem a transferência de tokens entre usuários e a consulta do saldo de um determinado endereço.

Uma das principais vantagens do ERC-20 é sua compatibilidade com diversas carteiras e *exchanges*, o que permite que os tokens criados seguindo esse padrão possam ser facilmente negociados e utilizados em diferentes plataformas. Além disso, a criação de tokens ERC-20 é relativamente simples e não exige conhecimentos avançados em programação. No entanto, existem algumas desvantagens associadas ao uso do ERC-20, como a falta de suporte nativo para tokens não fungíveis e a limitação na personalização dos tokens criados. Para esses casos, outros padrões, como o ERC-721 e o ERC-1155, podem ser mais adequados.

### 2.2.2 ERC721

O ERC-721 é um padrão de token Ethereum que permite a criação de tokens não fungíveis, ou seja, tokens que representam ativos exclusivos e não intercambiáveis. Ele foi proposto em 2017 por William Entriken, Dieter Shirley, Jacob Evans e Nastassia Sachs e é amplamente utilizado para a criação de obras de arte digitais, colecionáveis e outros ativos exclusivos. Diferentemente do ERC-20, o ERC-721 permite a definição de atributos únicos para cada token, como o nome, descrição e imagem.

Além disso, o ERC-721 também implementa funções específicas para a transferência de tokens, garantindo que os tokens sejam de fato únicos e que não possam ser duplicados. Uma das principais vantagens do ERC-721 é sua flexibilidade e adaptabilidade, permitindo a criação de uma ampla gama de ativos digitais únicos e exclusivos (BERNAL, 2021). Além disso, o ERC-721 também permite que os detentores de tokens tenham controle total sobre seus ativos, o que pode ser uma vantagem para obras de arte e outros ativos valiosos.

### 2.2.3 ERC1155

ERC-1155 é um padrão de *token* Ethereum que permite a criação de múltiplos ativos digitais em uma única *smart contract*. Ele foi proposto pelo desenvolvedor de jogos Blockchain Enjin em 2018<sup>4</sup>, como uma evolução do padrão ERC-20 para tokens fungíveis e do padrão ERC-721 para tokens não fungíveis. O ERC-1155 permite a criação de tokens híbridos, que podem representar diferentes ativos digitais em uma única *smart contract*. Isso significa que um único contrato pode representar vários tipos de ativos, como itens de jogos, ações, ingressos, moedas e outros ativos digitais. Além disso, ele também oferece a flexibilidade de criar tokens fungíveis e não fungíveis na mesma *smart contract*.

Uma das principais vantagens do ERC-1155 é que ele reduz o custo de criação e gerenciamento de ativos digitais, pois permite a criação de várias instâncias de um mesmo contrato, economizando espaço na rede Ethereum e reduzindo os custos de transação (ACADEMY, 2021a). Além disso, ele oferece maior flexibilidade para os desenvolvedores de jogos e outros aplicativos que usam ativos digitais, pois permite que eles criem e gerenciem vários tipos de ativos em uma única *smart contract*.

Outra vantagem do ERC-1155 é que ele permite que os tokens sejam transferidos de forma mais eficiente do que outros padrões de token, reduzindo o número de transações necessárias para transferir diferentes tipos de ativos. Além disso, ele também oferece maior segurança, pois os ativos digitais são criptografados e registrados em Blockchain, o que garante sua autenticidade e imutabilidade.

<sup>4</sup> <https://cointelegraph.com.br/news/standard-erc-1155-created-by-enjin-coin-is-officially-recognized-by-ethereum-and-is-now-available-to-developers>

## 2.3 API

API (*Application Programming Interface*) é um conjunto de protocolos, rotinas, funções e ferramentas que permitem que diferentes softwares possam interagir e trocar informações entre si de maneira automatizada e padronizada. As APIs possibilitam a integração entre diferentes sistemas, permitindo que desenvolvedores possam utilizar os serviços e recursos de outros sistemas em suas próprias aplicações, sem precisar entender detalhadamente a implementação interna desses sistemas.

As APIs são amplamente utilizadas em diversas áreas, como redes sociais, comércio eletrônico, finanças, entre outras. Por exemplo, as APIs das redes sociais permitem que desenvolvedores possam criar aplicativos que se integram às redes sociais, permitindo que usuários possam compartilhar conteúdo e realizar outras ações sem sair do aplicativo. No contexto dos criptoativos, as APIs são utilizadas para acessar informações e interagir com as Blockchains que suportam esses ativos. Por exemplo, existem APIs que permitem que desenvolvedores possam consultar informações sobre transações realizadas em uma determinada Blockchain, ou criar transações para transferir criptoativos entre contas.

As APIs também são amplamente utilizadas em projetos de NFT, permitindo que desenvolvedores possam coletar e analisar dados de diferentes mercados de NFT, como *OpenSea* e *Rarible*, além de permitir a criação e gerenciamento de contratos inteligentes para os tokens. A utilização de APIs facilitam o processo de coleta de dados, pois os dados, normalmente, já vêm organizados, têm um tempo de processamento menor que outros tipos de implementações e possibilita a automatização da extração de determinados dados (HAT, 2021).

### 2.3.1 Etherscan e outros

O Etherscan <sup>5</sup> é hoje a ferramenta *block explorer* mais utilizada para obter-se dados do *Blockchain* na plataforma Ethereum (CHAVES, 2021). Um *block explorer* é um mecanismo de pesquisa que permite aos usuários investigar, confirmar e validar qualquer transação que ocorrera em um *Blockchain*. Com o Etherscan é possível obter uma lista de transações feitas em *Blockchain*, onde as mesmas são atualizadas a cada segundo.

A API do Etherscan <sup>6</sup> é uma interface de programação de aplicativos que permite aos desenvolvedores acessar os dados da *Blockchain* Ethereum de forma programática. Isso significa que os desenvolvedores podem usar a API para criar aplicativos e serviços que interagem com a Blockchain Ethereum, sem precisar desenvolver toda a infraestrutura necessária para obter e processar esses dados. Com a API do Etherscan, os desenvolvedores podem automatizar a coleta de informações da rede Ethereum para realizar análises, gerenciar carteiras, monitorar transações e muito mais (CHAVES, 2021). A API oferece

<sup>5</sup> <https://etherscan.io/>

<sup>6</sup> <https://etherscan.io/apis>

acesso a informações em tempo real, permitindo que os desenvolvedores obtenham informações em tempo real sobre a rede.

A API do Etherscan é uma ferramenta valiosa para desenvolvedores que desejam criar aplicativos e serviços baseados na Ethereum. Ela fornece acesso a uma grande quantidade de dados da Blockchain, simplificando o processo de desenvolvimento de aplicativos baseados em Blockchain e ajudando os desenvolvedores a criar soluções escaláveis e seguras para a Ethereum. Além disso, a API é gratuita e oferece uma ampla variedade de recursos para os usuários.

Embora a API do Etherscan seja uma das opções mais populares para desenvolvedores que desejam acessar dados da Blockchain Ethereum, existem outras alternativas que podem ser úteis dependendo das necessidades do desenvolvedor. Algumas dessas alternativas incluem:

- Infura<sup>7</sup>: O Infura é uma plataforma que fornece acesso à infraestrutura da Ethereum, incluindo uma API de acesso à rede Ethereum. A API do Infura permite que os desenvolvedores interajam com a rede Ethereum sem precisar executar um nó completo da Ethereum.
- Alchemy<sup>8</sup>: A Alchemy é outra plataforma de infraestrutura da Ethereum que oferece uma API para acessar a rede Ethereum, esta oferece recursos como consultas de transações, consultas de blocos e acesso a contratos inteligentes.
- QuickNode<sup>9</sup>: O QuickNode é uma plataforma de infraestrutura da Ethereum que oferece acesso a uma API de rede Ethereum.
- Blockchair<sup>10</sup>: O Blockchair é um explorador de Blockchain que oferece uma API de acesso a várias Blockchains, incluindo a Ethereum. A API do Blockchair oferece recursos como consultas de transações, consultas de blocos e acesso a contratos inteligentes.

Estas são apenas algumas das alternativas disponíveis para a API do Etherscan. Cada plataforma oferece recursos diferentes e pode ser mais adequada para diferentes tipos de aplicativos e necessidades de desenvolvimento. Os desenvolvedores devem avaliar cuidadosamente as opções disponíveis antes de escolher uma plataforma para acessar a Blockchain Ethereum.

---

<sup>7</sup> <https://www.infura.io/>

<sup>8</sup> <https://www.alchemy.com/>

<sup>9</sup> <https://www.quicknode.com/>

<sup>10</sup> <https://blockchair.com/>

### 2.3.2 *OpenSea*

*OpenSea* é uma das principais plataformas de comercialização de NFTs, e vem experimentando um crescimento acelerado desde o seu lançamento em 2018<sup>11</sup>. A plataforma já negociou milhões de dólares em NFTs, e a procura por esses *tokens* cresce diariamente. A API do *OpenSea*<sup>12</sup>, diferentemente das listadas anteriormente, é uma alternativa útil para desenvolvedores que desejam acessar dados da plataforma de mercado NFTs do *OpenSea*, é importante observar que a API do *OpenSea* é específica para o mercado de NFTs da plataforma *OpenSea* e não oferece acesso direto à Blockchain Ethereum.

*Endpoints* são os URLs que os desenvolvedores usam para acessar os recursos disponíveis na API. Esses *endpoints* representam um ponto de extremidade para uma solicitação de serviço ou recurso específico. Cada *endpoint* é responsável por fornecer uma funcionalidade específica da API, como consultar, criar, atualizar ou excluir um recurso. A API do *OpenSea* oferece uma variedade de *endpoints* que permitem que os desenvolvedores acessem informações sobre os NFTs, coleções, usuários e transações na plataforma.

Por exemplo, os desenvolvedores podem usar a API do *OpenSea* para:

- Obter uma lista de todos os NFTs em uma determinada coleção;
- Obter informações detalhadas sobre um NFT específico, incluindo seu nome, descrição, imagem e histórico de transações;
- Obter informações detalhadas sobre uma coleção específica, incluindo estatísticas da mesa;
- Obter uma lista de todas as coleções disponíveis na plataforma *OpenSea*;
- Obter informações sobre um usuário específico, incluindo seus NFTs, coleções e histórico de transações;
- Obter informações sobre transações específicas, incluindo seu estado, preço e data e hora.

Os desenvolvedores podem acessar a API do *OpenSea* usando solicitações HTTP com métodos GET ou POST e passando parâmetros relevantes para cada *endpoint*. Além disso, a API do *OpenSea* requer que os desenvolvedores autentiquem suas solicitações usando uma chave de API, a mesma deve ser requisitada na plataforma *OpenSea*. É importante notar que, como qualquer API, a API do *OpenSea* está sujeita a alterações e atualizações, e os desenvolvedores precisam se manter atualizados com as mudanças na API e nas políticas de uso da plataforma.

---

<sup>11</sup> <https://opensea.io>

<sup>12</sup> <https://docs.opensea.io/reference/api-overview>

## 2.4 Algoritmos de agrupamento

Os algoritmos de aprendizado de máquina podem ser classificados em duas categorias principais: supervisionados e não supervisionados. Os algoritmos supervisionados lidam com dados rotulados e são utilizados para prever ou classificar novas observações com base em padrões identificados a partir dos dados de treinamento. Já os algoritmos não supervisionados não têm a vantagem de trabalhar com dados rotulados e, portanto, precisam identificar padrões intrínsecos nos dados sem a ajuda de informações externas (ESCOVEDO; KOSHIYAMA, 2020).

Uma técnica amplamente utilizada em algoritmos não supervisionados é a clusterização, que agrupa os dados de interesse em grupos (ou *clusters*) com base em características comuns. Um exemplo de algoritmo de clusterização é o *k-means*, que é amplamente utilizado para análise exploratória de dados. O *k-means* é um algoritmo de agrupamento particionado que tenta dividir um conjunto de observações em  $K$  *clusters*, onde cada observação pertence a um *cluster* com a média mais próxima.

O método *k-means* funciona seguindo três passos principais: inicialização dos centroides dos *clusters*, segmentação dos dados em  $k$  grupos com base na distância euclidiana dos dados até o centroide mais próximo e atualização dos centroides dos *clusters* a partir da média dos pontos de dados atribuídos a cada *cluster*. Esse processo é repetido até que o algoritmo convirja, ou seja, até que não haja mais alterações significativas nos centroides dos *clusters*.

No entanto, é importante destacar que o desempenho do algoritmo *k-means* pode ser influenciado pela escolha do número de *clusters* ( $k$ ) e pela qualidade das características utilizadas para agrupar os dados. Portanto, é importante selecionar um número adequado de *clusters* e escolher cuidadosamente as características para garantir um resultado preciso.

Assim como em (ASPEMBITOVA; FENG; CHEW, 2021), neste estudo iremos utilizar o algoritmo *k-means* para realizar o agrupamentos dos dados visto que este algoritmo é particularmente útil para dados não rotulados, pois não exige que as classes ou rótulos sejam conhecidos antecipadamente; É amplamente utilizado para clusterização não supervisionada devido à sua eficácia computacional e fácil implementação.

## 3 Trabalhos Relacionados

Existem poucos trabalhos que envolva a classificação de NFTs. Logo, são apresentados nesta seção alguns trabalhos relacionados que envolvem contratos inteligentes em geral, dado que NFT é um tipo de contrato inteligente como mostrado na seção 2.2. A Tabela 1 resume a comparação dos trabalhos nos seguintes aspectos: Objetivo, Extração de características, Modelo de Classificação e o uso de NFTs.

A maioria dos trabalhos relacionados focam em classificações de usuários da plataforma Ethereum baseado em características extraídas de suas transações na Blockchain. Em [Norvill et al. \(2017\)](#), os autores buscam saber a finalidade de uma conta de usuário a partir de características obtidas no contrato inteligente dessa mesma conta. Já em [Wang, Ichijo e Xiao \(2020\)](#) é feito a extração de características das contas a partir da associação com contas públicas já rotuladas na API Etherscan. [Valadares et al. \(2021\)](#) propuseram técnicas para classificação de tipos de contratos inteligentes com base nos dados da Etherscan de usuários como comuns ou profissionais com base em suas transações realizadas na plataforma Ethereum extraídas a partir da API Etherscan.

Em [Aspembitova, Feng e Chew \(2021\)](#) é feito uma análise de comportamento dos usuários no mercado de criptomoedas, em particular, a estrutura comportamental dos usuários que realizam transações de compra e venda de criptomoedas. Foi utilizado uma combinação de algoritmos de clusterização e classificação para identificar padrões comportamentais nos usuários. Estes trabalhos utilizam algoritmos de aprendizado não supervisionado para agrupar as contas dos usuários de acordo com suas características, segundo o objetivo de cada conta. Neste, [Wu et al. \(2021\)](#) propõem um modelo de categorização de usuários do Ethereum, por meio de algoritmos de agrupamento. Este trabalho também fará uso de extração de características das transações, contudo com foco em classificar coleções de NFTs.

Outro grupo de trabalhos tratam de modelos de classificação no contexto de segurança do Ethereum. [Xu et al. \(2020\)](#) desenvolveram um modelo de classificação com *random forest* para diferenciar o tráfego malicioso em um tipo de "ataque de eclipse", este permite que um ator mal-intencionado assuma o controle de todas as conexões de saída. [Rebello et al. \(2020\)](#) aplicaram modelos de aprendizado de máquina supervisionados para identificar lavagem de dinheiro na rede Bitcoin. Foi desenvolvido uma rede neural LSTM por [Hu et al. \(2020\)](#) para identificar tipos de contrato inteligente mais comuns no Ethereum, incluindo a classe de contratos suspeitos relacionados a contravenções como comércio e jogos ilegais. Neste trabalho aplicamos técnicas de clusterização de dados para agrupar coleções de NFTs baseado em suas características.

[Oliveira et al. \(2021\)](#) desenvolveram métodos de previsão de falha no processamento de contratos por mineradores do Ethereum utilizando classificadores com aprendizado

Tabela 1 – Trabalhos relacionados

Trabalho	Objetivo	Extração de características	Modelo de Classificação	NFTs
(NORVILL et al., 2017)	Inferir a finalidade de uma conta	Não	Não supervisionado	Não
(WANG; ICHIJO; XIAO, 2020)	Extração de características	Sim	Não supervisionado	Não
(WU et al., 2021)	Identificar comunidades de usuários	Sim	Algoritmos de agrupamento	Não
(XU et al., 2020)	Identificar tráfego normal e malicioso no Ethereum	Não	Algoritmo <i>Random forest</i>	Não
(REBELLO et al., 2020)	Identificar tipo de fraude em contratos inteligentes	Não	Algoritmos supervisionado	Não
(HU et al., 2020)	Identificar seis tipos de contratos inteligentes mais comuns no Ethereum	Não	Rede Neural LSTM	Não
(SINGH; HAFID, 2019)	Prever o tempo de confirmação de uma transação	Não	Aprendizado supervisionado	Não
(OLIVEIRA et al., 2021)	Previsão de falha de processamento de contratos por mineradores Ethereum	Não	Aprendizado supervisionado	Não
(VALADARES et al., 2021)	Identificar perfis de comportamento de usuários no Ethereum	Sim	Algoritmos de ML	Não
(ASPEMBITOVA; FENG; CHEW, 2021)	Análise de comportamento dos usuários no mercado de criptomoedas	Sim	Algoritmos de ML	Não
(CASALE-BRUNET et al., 2021)	Análise de características de NFTs	Sim	Modelos de grafos de relacionamento	Sim
Esse trabalho	Caracterização de coleções de tokens NFTs	Sim	Algoritmo não supervisionado	Sim

supervisionado. Por sua vez, [Singh e Hafid \(2019\)](#) desenvolveram modelos de ML para prever o tempo de confirmação de uma transação, explorando o impacto de classes de

dados desbalanceadas no treinamento e teste dos modelos selecionados. Essas pesquisas possuem um propósito de análise de desempenho da plataforma, já o este projeto busca propor uma metodologia alternativa para classificar coleções de NFT baseado nas suas características.

Em [Casale-Brunet et al. \(2021\)](#) foi feita uma análise de características de NFTs com o foco em modelos de grafo para relacionamento de *tokens* a partir de transações de compra e vendas entre usuários. Os autores coletaram dados de transações ERC-721 e criaram uma rede que mostrava as conexões entre os *tokens*. Eles então aplicaram várias medidas de centralidade e detecção de comunidades para identificar os *tokens* mais importantes e as comunidades mais distintas dentro da rede. Os dados utilizados foram coletados a partir da Blockchain Ethereum, utilizando uma API pública. Consistiram em cerca de 2 milhões de transações relacionadas a 8 coleções de NFTs.

Neste trabalho é feito a caracterização das coleções NFTs, a partir de características próprias de cada coleção. Os dados foram obtidos por meio da API da plataforma *Open-Sea*, cerca de 50.000 coleções de NFTs, e como metodologia de análise foi utilizado uma abordagem de clusterização.

## 4 Dados e Metodologia

Nesta seção, apresentamos nossos conjuntos de dados e metodologia de processamento adotada. Primeiro, introduzimos o processo de coleta de dados e o volume do conjunto de dados obtido. A Figura 1 apresenta o fluxograma das etapas utilizadas neste trabalho. A seguir descrevemos as etapas de processamento desses dados. Finalmente, explicamos como realizamos a seleção e extração de recursos em diferentes conjuntos de dados.

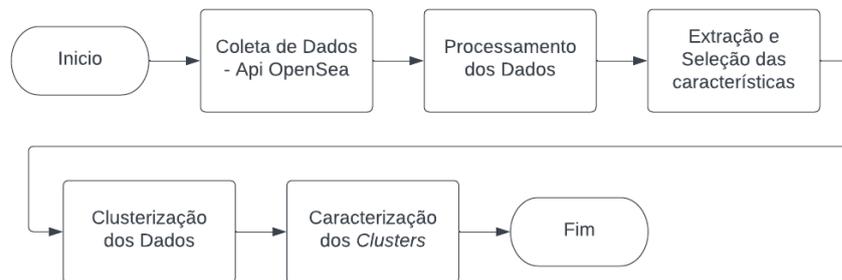


Figura 1 – Fluxograma da metodologia aplicada neste trabalho.

### 4.1 Coleta dos dados

Utilizamos a API *OpenSea* para coletar coleções de NFTs da plataforma Blockchain Ethereum. Como foi descrito na Seção 2.4, *OpenSea* é uma das maiores e mais populares plataformas de comercialização de NFTs no momento da escrita desse trabalho. Essa plataforma oferece uma API REST para obter dados das NFTs nela comercializadas que conjecturamos representar a maior parte das NFTs do Ethereum. A seguir, descrevemos o processo de coleta com essa API.

Desenvolvemos um programa na linguagem Python 3 para realizar requisições HTTP a *endpoints* gratuitos da API REST *OpenSea*.<sup>1</sup> A API *OpenSea* oferece uma ampla variedade de *endpoints*, cada um dos quais fornece um conjunto específico de dados sobre os itens da plataforma, como preços, histórico de transações, informações de propriedade e outros. Por exemplo, para coletar informações sobre uma determinada NFT, é possível usar o *endpoint* `/asset/{contract-address}/{token-id}`. Este *endpoint* retornará uma grande quantidade de informações relevantes sobre o item, incluindo o preço atual, a histórico de transações e o proprietário atual.

A Tabela 2 lista os 3 *endpoints* utilizados para coletar os dados deste trabalho. O *endpoint-1* é responsável por fornecer uma lista de todas as coleções suportadas e examinadas

<sup>1</sup> Tentamos o contato com a *OpenSea* para obter a chave que dá direito a explorar outros *endpoints* privados da plataforma, mas até o momento não fomos atendidos.

Tabela 2 – *Endpoints* da *OpenSea* utilizados para coletar os dados.

Código	<i>Endpoint</i>	Parâmetros
endpoint-1	/api/v1/collections?offset=offset&limit=limit	offset, limit
endpoint-2	/api/v1/collection/collection-name	collection-name
endpoint-3	/api/v1/collection/collection-name/stats	collection-name

pelo *OpenSea*. Já o *endpoint-2* é usado para recuperar informações mais detalhadas sobre uma coleção individual, incluindo lista de editores, informações sobre conta de pagamentos, informações descritivas da coleção e atributos desta coleção e muitos outros dados. Já o *endpoint-3* foi utilizado para buscar estatísticas de cada coleção específica, incluindo dados de precificação da coleção em tempo real.

Dessa forma nosso programa foi configurado para realizar requisições a cada 1 segundo no *endpoint-1* e 0.5 segundos nos *endpoint-2* e *endpoint-3*. Ao final da coleta foi totalizado de 166 requisições no *endpoint-1* e 50.000 requisições para cada um dos demais *endpoints*. Para cada requisição feita foi salvo um arquivo JSON contendo a resposta da requisição. Todo este processo foi realizado via google-colab<sup>2</sup> e os dados foram salvos diretamente no google-drive<sup>3</sup>.

Tendo em vista que o *endpoint-1* possui uma limitação nos seus parâmetros, ficamos restritos a baixar dados de 50.000 (cinquenta mil) coleções distintas. Após a realização das requisições do *endpoint-1*, foi realizado as requisições do *endpoint-2* e *endpoint-3* individualmente de forma automatizada para cada coleção. Adicionalmente, coletamos dados das 100 coleções de NFTs mais populares de acordo o ranqueamento mantido pela plataforma *OpenSea*.<sup>4</sup> Ao fim desse processo conseguimos dados de um total de 49.325 coleções distintas da plataforma. Esses dados foram salvos no formato JSON estruturados com as informações requeridas para o processamento a seguir..

## 4.2 Processamento dos dados

O objetivo desta etapa é processar os dados das coleções de NFT coletados no formato JSON, original da API *OpenSea*, para uma estrutura de *dataframe* da biblioteca *Pandas* na linguagem Python 3, que é a ferramenta usualmente adotada para exploração de dados (MCKINNEY et al., 2020). A Tabela 3 sumariza os dados que foram filtrados e organizados após essa etapa de processamento inicial. Observa-se que para cada coleção obtivemos um total de 21 conjunto dados com a descrição em cada linha da Tabela 3.

O próximo passo do processamento de dados foi realizar uma análise estatística dos valores dos dados para a maioria das coleções de forma a selecionar aqueles com maior

<sup>2</sup> <https://colab.research.google.com/>

<sup>3</sup> <https://drive.google.com/>

<sup>4</sup> [https://opensea.io/rankings?sortBy=total\\_volume](https://opensea.io/rankings?sortBy=total_volume), acessado em 19 de janeiro de 2023.

Tabela 3 – Conjunto de dados coletados para cada coleção de NFTs.

Característica	Descrição
<i>slug</i>	Identificação única e legível por URL de um item ou coleção na plataforma <i>OpenSea</i> .
<i>total-volume</i>	Total de volume de vendas em ETH na plataforma <i>OpenSea</i> .
<i>total-sales</i>	Total de vendas na plataforma <i>OpenSea</i> em ETH.
<i>total-supply</i>	Representa o número total de NFTs que foram criados para uma coleção.
<i>count</i>	Representa o número atual de NFTs disponíveis para venda.
<i>num-owners</i>	Número de proprietários de um item na plataforma <i>OpenSea</i> .
<i>average-price</i>	Preço médio de venda dos itens na plataforma <i>OpenSea</i> .
<i>num-reports</i>	Número de relatórios de abuso associados a um item na plataforma <i>OpenSea</i> .
<i>market-cap</i>	Capitalização de mercado de uma determinada coleção na plataforma <i>OpenSea</i> .
<i>floor-price</i>	Preço mínimo de venda dos itens na plataforma <i>OpenSea</i> .
<i>created-date</i>	Data de criação de um item ou coleção na plataforma <i>OpenSea</i> .
<i>default-to-fiat</i>	Indicação se os preços na plataforma <i>OpenSea</i> são exibidos em ETH ou em uma moeda fiduciária.
<i>dev-buyer-fee-basis-points</i>	Taxa de compra do desenvolvedor em pontos base (1 ponto base = 0,01%).
<i>dev-seller-fee-basis-points</i>	Taxa de venda do desenvolvedor em pontos base (1 ponto base = 0,01%).
<i>only-proxied-transfers</i>	Indicação se a transferência de itens na plataforma <i>OpenSea</i> é permitida apenas por meio de um proxy.
<i>opensea-buyer-fee-basis-points</i>	Taxa de compra da <i>OpenSea</i> em pontos base (1 ponto base = 0,01%).
<i>opensea-seller-fee-basis-points</i>	Taxa de venda da <i>OpenSea</i> em pontos base (1 ponto base = 0,01%).
<i>qtd-traits</i>	Número de características ou atributos associados a um item ou coleção em particular na plataforma <i>OpenSea</i> .
<i>is-nsfw</i>	Indicação se o conteúdo de um item ou coleção é considerado "não seguro para o trabalho".
<i>is-rarity-enabled</i>	Indicação se o sistema de raridade está ativado para uma coleção específica na plataforma <i>OpenSea</i> .
<i>is-creator-fees-enforced</i>	Indicação se as taxas do criador são aplicadas a uma coleção específica na plataforma <i>OpenSea</i> .

teor de informações para o estudo. Assim, excluímos os conjuntos de dados que não apresentavam variações entre seus valores para a maioria das coleções de NFTs. Logo, dados atributos como o '*opensea-buyer-fee-basis-points*' e '*is-nsfw*' não foram utilizados nas análises visto que mais de 99% das coleções apresentavam os valores padrões da

plataforma. A Tabela 4 mostra os conjuntos de dados selecionados e algumas informações estatísticas sobre os valores desses dados.

Tabela 4 – Dados estatísticos das coleções de NFT considerando todas as 49325 coleções coletadas.

	<b>mean</b>	<b>std</b>	<b>min</b>	<b>max</b>
<i>total-volume</i>	126	7707	0	1105317
<i>total-sales</i>	49	1526	0	208389
<i>total-supply</i>	72	1290	0	113393
<i>count</i>	72	1290	0	113393
<i>num-owners</i>	26	548	0	65608
<i>average-price</i>	0.008	0.319	0	49.282
<i>num-reports</i>	0.001	0.061	0	5
<i>market-cap</i>	63	4124	0	753078
<i>qtd-traits</i>	0.556	2.171	0	217

A seguir, realizamos uma análise preliminar dos valores desses dados para todas as coleções de NFTs buscando possíveis inconsistências. Observamos que uma parte relevante dos dados das coleções tinham indícios de não se tratar de coleções profissionais ou comerciais. Isso pode ser constatado, em especial, em coleções com volume de transações (dado "*total-volume*") com valor zero ou quantidade de tokens (dado "*count*") igual a zero. Dessa forma, optamos por remover todos os conjuntos de coleções suspeitas, ou seja, coleções de testes ou usadas para propósito de pirataria ou contravenções visando garantir que as coleções incluídas no estudo tenham liquidez e sejam relevantes para os investidores e colecionadores. A Tabela 5 mostra informações descritivas do total de 1157 coleções de NFTs, resultantes dessa etapa.

Tabela 5 – Dados estatísticos das 1157 coleções de NFT selecionadas para esse estudo após a análise de consistência dos dados.

	<b>mean</b>	<b>std</b>	<b>min</b>	<b>max</b>
<i>total-volume</i>	5419	50097	3.7e-14	1105317
<i>total-sales</i>	2083	9759	1	208389
<i>total-supply</i>	1922	7518	1	113393
<i>count</i>	1922	7518	1	113393
<i>num-owners</i>	750	2742	1	573110
<i>average-price</i>	0.342	2.061	0	49
<i>num-reports</i>	0.077	0.397	0	5
<i>market-cap</i>	2728	26826	0	753078
<i>qtd-traits</i>	2.467	8.009	0	217

Outra técnica que foi utilizada é a aplicação de escala logarítmica nos dados coletados. Isso é útil para nivelar o campo de jogo entre as coleções maiores e menores. Ao usar uma escala logarítmica, é possível visualizar melhor a distribuição dos dados e fazer comparações mais precisas entre as coleções. A partir desses dados processados já conseguimos analisar a correlação entre as variáveis, definir sub-conjuntos e avaliar o agrupamento destes dados.

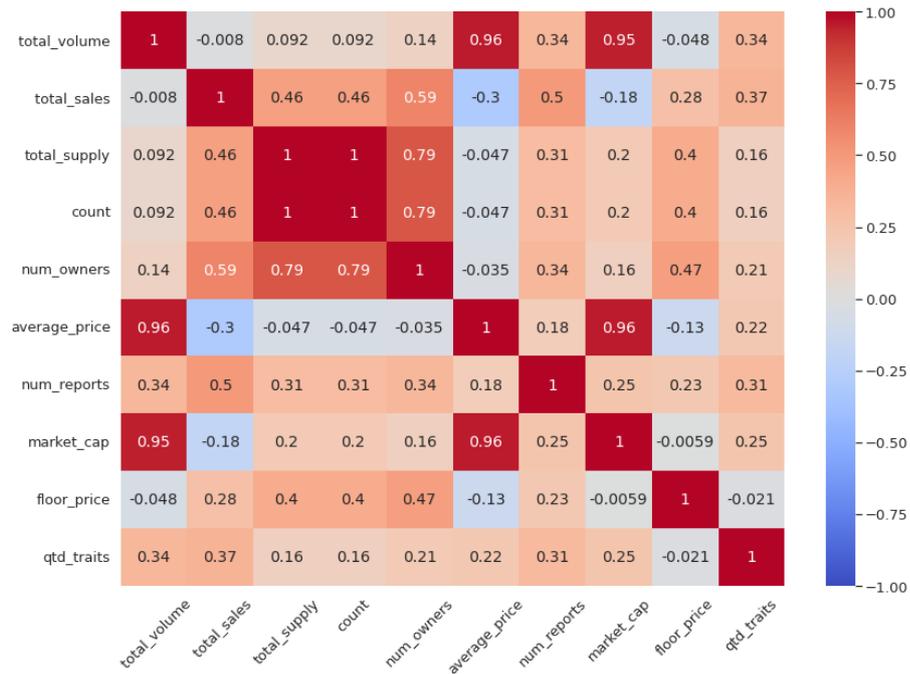


Figura 2 – Correlação de Pearson aplicada aos dados filtrados e em escala logarítmica.

### 4.3 Extração e Seleção de Características

Nessa seção, descrevemos a etapa de seleção e extração de características de NFTs após o processamento dos dados coletados. Nesse sentido, calculamos a correlação entre todas as características mostradas na Tabela 4 com o intuito de identificar características similares que poderiam não acrescentar informação para as nossas análises no capítulo seguinte. Para quantificar as correlações utilizamos o coeficiente de Pearson (BUSSAB; MORETTIN, 2017).

A Figura 2 apresenta a matriz de correlação de Pearson aplicada às coleções de NFT. A correlação de Pearson mede a relação linear entre duas variáveis e seus valores variam de -1 a 1, onde -1 representa uma correlação negativa perfeita, 0 uma ausência de correlação e 1 uma correlação positiva perfeita. Observando a Figura, podemos verificar que as características estão moderadamente relacionadas entre si. Algumas das correlações mais significativas são:

- *Total volume* e *Average price*: Essas variáveis possuem uma correlação positiva muito forte de 0.956846. Isso significa que, em geral, quanto maior o volume de tokens negociados, maior tende a ser o preço médio das transações.
- *Total volume* e *Market cap*: Estas duas variáveis possuem uma correlação positiva muito forte de 0.951453. Isso significa que quanto maior for a capitalização de mercado, maior tende a ser o volume de tokens negociados.
- *Total supply* e *Count*: Estas duas variáveis estão relacionadas a partir de uma forte

correlação positiva de 1.0. Isso significa que o número total de tokens disponíveis e o número de tokens gerados são diretamente proporcionais.

- *Total supply* e *Num owners*: Estas duas variáveis também estão relacionadas a partir de uma correlação positiva de 0.788841. Isso significa que o número total de tokens disponíveis tende a influenciar o número de proprietários de tokens, ou seja, quanto maior o número de tokens disponíveis, maior tende a ser o número de proprietários.

No entanto, é importante notar que correlação não implica causalidade, ou seja, não se pode concluir que há uma relação de causa e efeito entre essas variáveis apenas com base em suas correlações, e outros fatores não incluídos neste estudo podem estar influenciando as variáveis de interesse.

Existem duas abordagens principais de seleção de recursos não supervisionados: filtro e *wrapper* (ASPEMBITOVA; FENG; CHEW, 2021). A abordagem de filtro seleciona os recursos mais relevantes com base em critérios específicos, como correlação, variância e entropia. Por outro lado, a abordagem de *wrapper* define primeiro subconjuntos de recursos e, em seguida, avalia-os com base em um algoritmo de clusterização. Nessa seção adotamos ambas as abordagens, começamos calculando a correlação entre as várias características e com base nos resultados da correlação sugerimos os seguintes três conjuntos de atributos para análises específicas:

- Conjunto-1: Todas as características;
- Conjunto-2: Todas as características, removendo as que apresentaram alta correlação (i.e., coef. de Pearson  $\geq 0.75$ ). Neste conjunto foram descartadas as características 'count', 'num-owners', 'average-price', e 'market-cap';
- Conjunto-3: Contendo apenas as características não correlacionadas com nenhuma outra característica (i.e., coef. de Pearson  $< 0.75$ ). Neste conjunto restou apenas as características 'num-reports', 'floor-price' e 'qtd-traits'.

A escolha final do conjunto de recursos mais adequado será baseada no resultado da clusterização que é apresentado na próxima seção.

## 5 Resultados e Discussão

Nesta seção, discutimos com mais detalhes os resultados obtidos em cada etapa do método de classificação descrito no capítulo anterior. Primeiramente, mostramos como esse método nos permitiu definir a quantidade de classes para as coleções de NFTs. A seguir, discutimos as características estruturais para cada uma dessas classes suportado por análises qualitativas e quantitativas.

### 5.1 Classes de NFTs

Nosso primeiro resultado consiste em definir classes para o total de 1157 NFTs coletados e selecionados de acordo os passos do capítulo anterior. Tal classificação é importante pois visa oferecer ferramentas para plataformas de comercialização de NFTs exporem seus itens de forma mais adequada aos usuários compradores e proprietários. Por outro lado, a classificação pode ajudar aos artistas e criadores de coleções de NFTs diferenciarem seus produtos além de estabelecerem preços diferenciados para estes. A classificação é desafiante, pois necessita ser baseada em critérios objetivos e claros que convençam atores do ecossistema de NFTs a adotar as classes propostas. Contudo, os critérios atualmente existentes são definidos unicamente pelas plataformas de comercialização, possivelmente critérios subjetivos e de interesse particular da plataforma, sem clareza e transparências dos critérios adotados para os artistas, criadores e proprietários de NFTs.

Tendo em vista que os nossos dados não são rotulados, utilizamos o algoritmo K-means (AHMAD; MOHAMMED, 2019). Nesse caso, seguimos a recomendação de Aspembitova, Feng e Chew (2021) que recomenda esse algoritmo para classificação do comportamento de usuários em plataformas Blockchain, baseado em suas transações. Os autores deste trabalho fazem essa recomendação após analisarem outros algoritmos alternativos para classificação como DBScan e Optics. Contudo, antes de utilizar K-means é necessário determinar o número adequado de *clusters*. Para isso foi utilizado o método do cotovelo (também conhecido como *elbow method*), ele funciona traçando um gráfico que mostra a variação da soma dos erros quadráticos em relação ao número de *clusters*. O objetivo é encontrar o ponto no gráfico onde a adição de mais um *cluster* não resulta em uma redução significativa na soma dos erros quadráticos. Esse ponto é chamado de "cotovelo" e representa o número ideal de *clusters* para o conjunto de dados em questão.

A Figura 3 apresenta os resultados da aplicação do método do cotovelo aos três conjuntos de coleções definidos seção 4.3, onde o eixo x representa o número de classes ("*clusters*") avaliados, ao passo que o eixo y representa a variância da soma dos erros quadráticos. Observando a Figura 3, podemos inferir que o número de *cluster* ideal seria entre 3 e 5 nos três conjuntos de dados, visto que é onde visivelmente houve uma maior

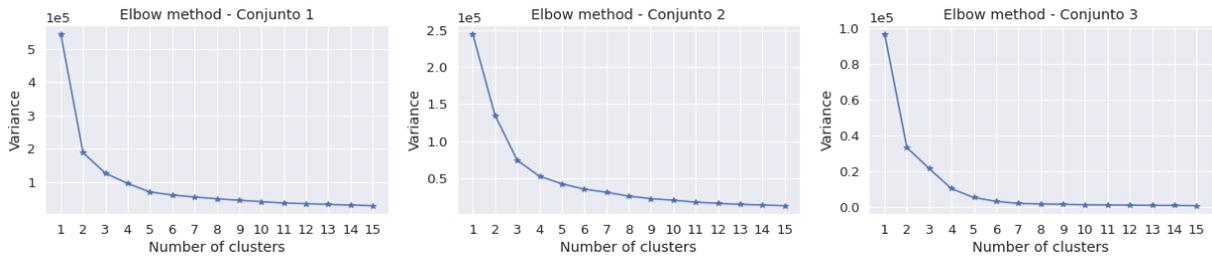


Figura 3 – Método de cotovelo aplicado aos 3 conjuntos de dados.

queda na curva. Contudo essa análise unilateral não é precisa para definir o número  $k$  de *clusters* ideais. Além da avaliação visual do método do cotovelo, existem outras métricas que podem ser usadas para avaliar a qualidade do modelo  $k$ -means e determinar o número ideal de *clusters*. Algumas dessas métricas incluem:

- Coeficiente de *Silhouette*: essa métrica mede a similaridade entre cada ponto e os outros pontos dentro do mesmo *cluster*, bem como a dissimilaridade em relação aos pontos dos outros *clusters*. O coeficiente varia de -1 a 1, com valores mais próximos de 1 indicando *clusters* mais bem definidos e valores mais próximos de -1 indicando que os pontos podem ter sido atribuídos a *clusters* errados.
- Índice de Calinski-Harabasz: esse índice mede a relação entre a variação entre os *clusters* e a variação dentro dos *clusters*. Valores mais altos do índice indicam que os *clusters* são mais bem definidos e têm menos sobreposição.
- Índice Davies-Bouldin: esse índice mede a relação entre a dissimilaridade média de cada *cluster* e a dissimilaridade entre os *clusters*. Valores mais baixos do índice indicam que os *clusters* são mais bem definidos e têm menos sobreposição.

A Figura 4 mostra o resultado das métricas analisadas para cada conjunto de dados. A melhor escolha de  $K$  é aquela que maximiza o Coeficiente de *Silhouette* e o Índice de Calinski-Harabasz e minimiza o Índice Davies-Bouldin.

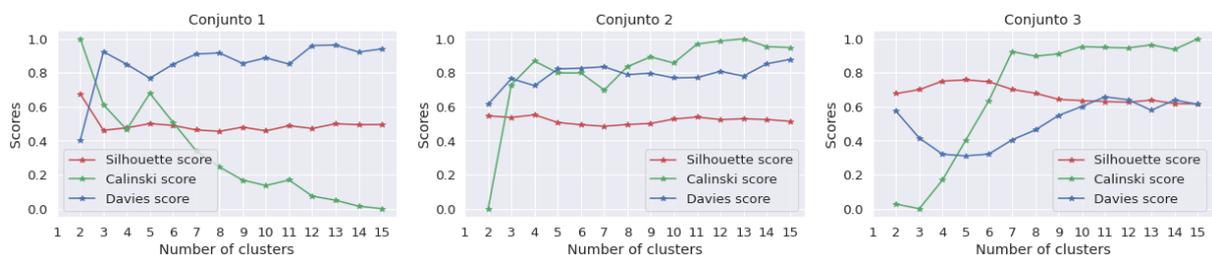


Figura 4 – Resultado das métricas Coeficiente de *Silhouette*, Índice de Calinski-Harabasz e Índice Davies-Bouldin aplicadas aos 3 conjuntos de dados.

No Conjunto 1, o melhor  $K$  é 5, pois apresentou o maior Coeficiente de *Silhouette* e Índice de Calinski-Harabasz e um valor razoável para o Índice Davies-Bouldin. No

Conjunto 2, o melhor  $K$  é 4, pois apresentou o maior Coeficiente de *Silhouette* e Índice de Calinski-Harabasz até 10 *clusters* e o menor valor para o Índice Davies-Bouldin. Já para o conjunto 3,  $K=5$  é melhor número de *clusters* para esse conjunto de dados. Isso é indicado pelo alto valor do índice de Calinski-Harabasz e a baixa pontuação do índice Davies-Bouldin nesse valor de  $K$ , bem como pelo coeficiente de silhueta relativamente alto.

Para prosseguir nas análises iremos utilizar os dados do conjunto-2, visto que ele foi o grupo que melhor obteve o valor  $K$  observando as métricas utilizadas e é o grupo que possui número intermediário de atributos, tendo descartado apenas 4 atributos com alta correlação.

## 5.2 Características Estruturais das Classes

Tabela 6 – Valor médio das características para cada cluster.

<i>Cluster</i>	<i>total-volume</i>	<i>total-sales</i>	<i>total-supply</i>	<i>num-reports</i>	<i>qtd-traits</i>
0	13.40	246.75	1347.60	0.00	5.04
1	9.26	74.42	580.70	0.00	0.00
2	0.00	314.37	644.59	0.00	0.70
3	61885.75	22064.33	13414.64	0.88	11.32

Agora focamos nas características estruturais para cada uma das classes encontradas na seção anterior, tomando como referência o conjunto-2 com 4 *clusters* e 5 características.

A Tabela 6 apresenta dados referentes à média aritmética de cada característica dos *clusters* obtidos a partir do agrupamento de coleções de NFTs com o algoritmo K-mean. A seguir, discutimos as características de cada classe (i.e., *cluster*) suportada pelos dados quantitativos da Tabela 6:

- *Cluster 0*: Este *cluster* tem um volume de transações relativamente baixo em comparação com os outros clusters. No entanto, as vendas totais são bastante significativas (i.e, 246.75). Isso sugere que as transações desse *cluster* envolvem itens de alto valor. O número de relatórios é zero, o que pode indicar que a comunidade que negocia nesse *cluster* é menos ativa em termos de relatar problemas. A quantidade média de características é intermediária, aproximadamente 5.04, sugerindo que este *cluster* pode ter algumas características distintas, mas não é tão única quanto a *cluster 3*.
- *Cluster 1*: Os membros deste *cluster* possuem uma quantidade total relativamente baixa de NFTs (cerca 580.70 *tokens*), vendas e nenhuma característica. Isso pode indicar que esses NFTs não são tão distintos ou interessantes para os compradores em comparação com os outros *clusters*, e também que a comunidade que negocia nesse *cluster* é relativamente pequena e pode não ter uma demanda significativa por NFTs.

- *Cluster 2*: Este *cluster* tem o menor volume total entre os clusters, mas possui um número relativamente alto de vendas totais (i.e, 314.37) em comparação com outros *clusters*, o que indica que, apesar do baixo volume, os dados agrupados nesse *cluster* têm um alto valor de transações. A quantidade média de características é baixa (i.e, 0.70), sugerindo que este *cluster* pode não ter características únicas.
- *Cluster 3*: Este *cluster* tem o maior volume total, bem como o maior número de vendas e proprietários em comparação com os outros *clusters*. A quantidade média de características é a mais alta (i.e, 11.32), sugerindo que este *cluster* possui características mais distintas e únicas em comparação com os outros. Além disso, este *cluster* tem um número significativo de relatórios (i.e, 0.88), indicando uma forte atividade em torno dele.

No geral, as características médias de cada *cluster* podem ajudar a entender melhor a natureza dos NFTs em cada grupo e informar decisões de investimento ou comercialização. Por exemplo, um investidor pode optar por focar em NFTs do *Cluster 2*, que possuem um valor total de vendas relativamente alto, mas baixa quantidade total, enquanto pode decidir evitar NFTs do *Cluster 3* devido ao número médio de relatórios negativos que eles receberam. A nomenclatura dos *clusters* pode ser feita com base em suas características distintivas e em um nome que reflita o tipo de coleções de NFTs que eles contêm. Algumas sugestões de nomes para cada *cluster*, com base nas observações feitas anteriormente, podem ser:

- *Cluster 0*: "Coleções Diversificadas" ou "Misto", pois possui uma média moderada em todas as características.
- *Cluster 1*: "Coleções de Baixo Valor" ou "Iniciantes", pois possui valores baixos em todas as características.
- *Cluster 2*: "Coleções de Alta Venda" ou "Vendáveis", pois possui uma média alta em vendas totais.
- *Cluster 3*: "Coleções de Alto Valor" ou "*Premium*", pois possui médias altas em todas as características, incluindo relatórios.

Estes nomes destacam as características distintas de cada *cluster* e também sugerem o tipo de coleção de NFTs que pode ser encontrada em cada um deles. De forma comparativa a plataforma *OpenSea* possui classes próprias para as suas coleções de NFTs, divididas por categorias temáticas e objetivas, como:

- Arte digital: Obras de arte digital únicas, incluindo pinturas, desenhos, animações e outros tipos de mídia.

- Itens de jogos: Itens virtuais em jogos de computador ou *mobile*, como espadas, armaduras, *skins*, personagens e outros tipos de objetos.
- Colecionáveis: coleções de NFTs que representam objetos físicos ou digitais raros e colecionáveis, como cartões de beisebol, figurinhas, moedas e outros itens.
- Memes: coleções de NFTs que representam memes populares da internet, como o "Nyan Cat" e "Bad Luck Brian", que foram transformados em arte digital colecionável.

Essas são apenas algumas das categorias de coleções de NFTs disponíveis na plataforma *OpenSea*. Assim como nos *clusters* definidos neste estudo, cada categoria da *OpenSea* tem sua própria comunidade de compradores e vendedores, com seus próprios valores e tendências de mercado.

## 6 Considerações Finais e Direções Futuras

Este estudo teve como objetivo principal analisar e caracterizar coleções de NFTs na plataforma *OpenSea*. NFTs são ativos digitais únicos que são criados e registrados em uma Blockchain, e que estão em bastante ascendência no mercado global. Em nosso estudo foram coletados dados de 50.000 coleções de NFTs na plataforma OpenSea-Api, realizada análises estatísticas, feita a extração e seleção de características e foi investigado todos os *clusters* encontrados. A partir dos resultados foi observado que a caracterização dos *clusters* possibilita um melhor entendimento sobre os grupos de coleções de NFTs e os seus fins de comercio.

Para trabalhos futuros temos duas direções de estudo. A primeira é a construção de um classificador automático supervisionado a partir dos *clusters* encontrados. Segundo, continuar a coleta de dados utilizando APIs de terceiros como a *OpenSea*. Adicionalmente, planejamos construir uma infraestrutura de nó na rede e uma API própria para coletar vários dados da Blockchain Ethereum e outras, não apenas se referindo a NFTs mas também outros tipos de contratos e tokens. Isso nos permitirá expandir a análise para outros tipos de ativos digitais e potencialmente descobrir novas tendências e padrões interessantes na economia cripto. No geral, acreditamos que essas direções futuras nos permitirão avançar ainda mais na compreensão do mercado de NFTs e seu papel na economia cripto.

# Referências

- ACADEMY, B. *ERC1155: Tudo o que você precisa saber sobre os tokens ERC1155*. 2021. <https://academy.bit2me.com/pt/o-que-e-o-erc-1155/>. Acesso em 3 de março de 2023. Citado na página 18.
- ACADEMY, B. *O que são Contratos Inteligentes*. 2021. Disponível em: <<https://academy.binance.com/pt/articles/what-are-smart-contracts>>. Acesso em: 04 out. 2021. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 16.
- AHMAD, T.; MOHAMMED, H. K-means clustering algorithm: Applications in data science and bioinformatics. *Big Data Analytics and Computational Intelligence*, Springer, v. 1, n. 1, p. 1–13, 2019. Citado na página 32.
- ANTE, L. *Non-fungible Token (NFT) Markets on the Ethereum Blockchain: Temporal Development, Cointegration and Interrelations*. 2021. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 17.
- ASPEMBITOVA, A. T.; FENG, L.; CHEW, L. Y. *Behavioral structure of users in cryptocurrency market*. Public Library of Science, 2021. 1-19 p. Disponível em: <<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0242600>>. Citado 5 vezes nas páginas 22, 23, 24, 31 e 32.
- BERNAL, S. *O que é um token ERC 721?* 2021. Disponível em: <<https://academy.bit2me.com/pt/qual-e-o-token-erc-721/>>. Acesso em: 04 out. 2021. Citado na página 18.
- BUSSAB, W. d. O.; MORETTIN, P. A. *Estatística Básica*. [S.l.]: Saraiva, 2017. Citado na página 30.
- CASALE-BRUNET, S. et al. *Networks of Ethereum Non-Fungible Tokens: A graph-based analysis of the ERC-721 ecosystem*. arXiv, 2021. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/2110.12545>>. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.
- CHAVES, A. R. *Characterizando a evolução de software de contratos inteligentes: Um estudo exploratório descritivo utilizando github e etherscan*. 2021. Disponível em: <<http://www.repositorio.ufc.br/handle/riufc/59601>><http://www.repositorio.ufc.br/handle/riufc/59601>. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 19.
- CHRISTIE'S. *Beeple (b. 1981)*. 2021. Acesso em: 22 set. 2021. Citado na página 13.
- ESCOVEDO, T.; KOSHIYAMA, A. *Introdução a Data Science: Algoritmos de machine learning e métodos de análise*. São Paulo: [s.n.], 2020. Citado na página 22.
- HAT, R. *Interface de programação de aplicações*. 2021. Disponível em: <<https://www.redhat.com/pt-br/topics/api/what-are-application-programming-interfaces>>. Citado na página 19.
- HU, T. et al. *Transaction-based classification and detection approach for Ethereum smart contract*. 2020. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.

- HU, T. et al. *Transaction-based classification and detection approach for Ethereum smart contract*. 2021. Citado na página 12.
- INOVABRA, R. de C. *Admirável Mundo Blockchain*. [S.l.]: Inovabra, 2021. Citado na página 16.
- MAGAS, J. *Principais protocolos do token Ethereum que podem substituir o ERC20*. 2018. Disponível em: <<https://cointelegraph.com.br/news/top-ethereum-token-protocols-which-may-replace-erc20>>. Acesso em: 03 out. 2021. Citado na página 17.
- MCKINNEY, W. et al. *Pandas: Powerful data analysis tools for Python*. [S.l.], 2020. Disponível em: <<https://pandas.pydata.org/>>. Citado na página 27.
- NADINI, M. et al. *Mapping the NFT revolution: market trends, trade networks and visual features*. 2021. Citado na página 12.
- NORVILL, R. et al. *Automated Labeling of Unknown Contracts in Ethereum*. 2017. 1-6 p. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.
- OKONKWO, I. E. *NFT, Copyright; and Intellectual Property Commercialisation*. 2021. Acesso em: 23 set. 2021. Citado na página 13.
- OLIVEIRA, V. C. et al. *Analyzing Transaction Confirmation in Ethereum Using Machine Learning Technique*. [S.l.]: ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.
- QUEIROZ, F. G. G. e Leobino Sampaio Sampaio e Jauberth Abijaude Abijaude e Antonio Coutinho Coutinho e Ítalo Valcy Valcy e S. Q. Blockchain e a revolução do consenso sob demanda. *Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos (SBRC) - Minicursos*, 2018. Disponível em: <<http://143.54.25.88/index.php/sbrcminicursos/article/view/1770>><http://143.54.25.88/index.php/sbrcminicursos/article/view/1770>. Citado na página 12.
- REBELLO, G. et al. *Melhorando a Acurácia da Detecção de Lavagem de Dinheiro na Rede Bitcoin*. [S.l.]: XXXVIII Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.
- REVOREDO, T. *NFTs e sua sofisticação nos blockchains*. 2021. Citado na página 12.
- SINGH, H. J.; HAFID, A. S. *Transaction Confirmation Time Prediction in Ethereum Blockchain Using Machine Learning*. 2019. Citado na página 24.
- VALADARES, J. et al. *Identificação de perfis de comportamento de usuários no Ethereum utilizando técnicas de aprendizado de máquina*. Porto Alegre, RS, Brasil: SBC, 2021. 60–73 p. Disponível em: <<https://sol.sbc.org.br/index.php/wblockchain/article/view/17129>>. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.
- WANG, M.; ICHIJO, H.; XIAO, B. *Cryptocurrency Address Clustering and Labeling*. 2020. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.
- WOOD, G. *Ethereum: A secure decentralised generalised transaction ledger EIP-150 revision*. [S.l.]: Ethereum project yellow paper, 2014. Citado na página 16.

---

WU, S. X. et al. Community detection in blockchain social networks. *J. Commun. Inf. Networks*, v. 6, p. 59–71, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.

XU, G. et al. *Am I eclipsed?: a smart detector of eclipse attacks for Ethereum*. [S.l.]: ELSEVIER ADVANCED TECHNOLOGY, 2020. 1–10 p. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.



## TERMO DE AUTORIZAÇÃO PARA PUBLICAÇÃO DIGITAL NA BIBLIOTECA “JOSÉ ALBANO DE MACEDO”

### Identificação do Tipo de Documento

- ( ) Tese
- ( ) Dissertação
- ( **X** ) Monografia
- ( ) Artigo

Eu, **SAMUEL DE OLIVEIRA RIBEIRO**, autorizo com base na Lei Federal nº 9.610 de 19 de Fevereiro de 1998 e na Lei nº 10.973 de 02 de dezembro de 2004, a biblioteca da Universidade Federal do Piauí a divulgar, gratuitamente, sem ressarcimento de direitos autorais, o texto integral da publicação “**Análise de Características Estruturais de Tokens não Fungíveis no Ethereum**” de minha autoria, em formato PDF, para fins de leitura e/ou impressão, pela internet a título de divulgação da produção científica gerada pela Universidade.

Picos-PI, 28 de março de 2022.



Documento assinado digitalmente  
SAMUEL DE OLIVEIRA RIBEIRO  
Data: 28/03/2023 00:29:18-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

Assinatura