

Proyecto

IT Academy – Data Science

Análisis de Precios de Cryptopunks

Equipo: **Enric Homs Rivera**
Eduardo Baffi

IT ACADEMY



ABSTRACT:

En este estudio se ha evaluado el mercado de los cryptopunks.

Se trata de una colección de 10.000 NFT (Non-fungible token), que son objeto de compraventa en la plataforma de blockchain Ethereum.

Para operar en dicho mercado, es pues necesaria la adquisición previa de la moneda virtual o criptomoneda de la mencionada plataforma.

El primer paso ha sido el de la obtención de todos los datos facilitados por los sitios web oficiales de este mercado, para poder almacenar toda la información de forma estructurada.

A partir de ahí, los datos obtenidos han sido debidamente tratados y preparados, para poder utilizar las herramientas de software, con las que explorar estadísticamente cada una de las variables existentes tanto individualmente como de forma combinada, según las necesidades.

El objetivo principal ha consistido en comprobar si el precio de los cryptopunks es igual para todos ellos o por el contrario, existen diferencias de precio entre los distintos subgrupos en que es posible clasificarlos, en función de una serie de características propias.

Para ello después de recolectar todos los datos, se ha desarrollado una labor de exploración de las variables y correspondientes valores que definen a los cryptopunks; así como un proceso de análisis del conjunto de la información para llegar a las conclusiones.

La conclusión a la que se ha llegado es que no existen diferencias estadísticamente significativas de precio entre los distintos tipos de piel, si el análisis se centra en los tipos de cryptopunks absolutamente mayoritarios ("Male" y "Female"). En cualquier caso, los cryptopunks que tienen una mayor rentabilidad debido a su última operación de venta, son los de tipo "Male" con piel "Mid-skinned" y 3 rasgos ("traits_count").

Igualmente, los cryptopunks con más liquidez (que han sido objeto de un mayor número de transacciones de venta), son los más indicados para los inversores.

De acuerdo con el siguiente índice del documento, se desarrollan todos los puntos en que se ha definido el presente estudio.

ÍNDICE

1.- CAMPO DE ESTUDIO : MERCADO DE CRYPTOPUNKS	3
1.1.- ¿ Qué son los Cryptopunks ?	3
1.2.- ¿ Cómo funciona el mercado de Cryptopunks?	4
2.- OBJETIVO DEL ESTUDIO.	4
2.1.- ¿Es éste un mercado atractivo para inversores?	4
2.2.- ¿El precio es igual para todos los Cryptopunks, o varía entre los distintos grupos de personajes de la colección?	4
2.3.- Comentario previo sobre la especificidad del mercado de Cryptopunks.	4
3.- TÉCNICAS DE INVESTIGACIÓN UTILIZADAS EN EL ESTUDIO	5
3.1.- Web scraping (raspado web) de los datos alojados en los websites oficiales.	5
3.2.- Limpieza y preparación de los datos obtenidos, para ser debidamente tratados posteriormente.	6
3.3.- Definición de la Base de Datos	7
3.4.- Análisis estadístico de los diferentes atributos de los cryptopunks.	8
3.4.1.- Atributo : Tipos de Cryptopunks.	8
3.4.2.- Atributo 2 : número de características.	9
3.4.3.- Atributo 3 : tipo de piel.	12
3.5.- Relación entre atributos	13
3.5.1.- Distribución de sobre el total, según tipo de cryptopunk y piel:	13
3.5.2.- Relación entre tipo de cryptopunk y la media de los índices de rareza:	13
3.5.3.- Relación entre tipo de cryptopunk y el precio medio :	15
3.5.4.- Relación entre tipo de piel y el precio medio de cada uno:	16
3.6.- Análisis de los atributos de las Transacciones	17
3.7.- Análisis de las posibles diferencias de precios	25
3.8.-Clustering.Definición de clusters y sus características.	27
3.8.1.- Algoritmo utilizado.	27
3.8.2.-Resultados de clustering.	27
4.- CONCLUSIONES	31
5-REFERENCIAS	31

1.- CAMPO DE ESTUDIO : MERCADO DE CRYPTOPUNKS

1.1.- ¿ Qué son los Cryptopunks ?

Los CryptoPunks son 10.000 personajes coleccionables únicos con prueba de propiedad almacenada en la blockchain Ethereum. No hay dos exactamente iguales, y cada uno de ellos puede ser propiedad oficial de una sola persona, según se gestiona y verifica mediante un contrato que se ejecuta en la blockchain Ethereum.

Los Cryptopunks son uno de los primeros ejemplos de NFT - Non-fungible token (Token no fungible) en Ethereum, y fueron la inspiración para el estándar ERC-721 que impulsa la mayoría del arte digital y los coleccionables.

NOTA : El token ERC-721 es un tipo de token creado para la red Ethereum bajo los estándares de sus smart contracts. La propuesta para la creación de este nuevo estándar fue presentada por el desarrollador Dieter Shirley a finales de 2017.

Concretamente, el estándar fue diseñado con el objetivo de crear tokens intercambiables pero con la particularidad de ser únicos y no fungibles. Es decir, cada token es único en toda su existencia y no puede deteriorarse o destruirse.

¿Cómo se crearon las imágenes ? Con un generador que fue programado para generar punks con una variedad de características y rareza. Por ejemplo, sólo hay 88 Zombie Punks, 24 Apes y 9 Aliens. El resto hasta 10.000, están clasificados como “male” y “female”. Los 10.000 CryptoPunks están generados de forma única. Originalmente, cualquiera que tuviera una wallet Ethereum podría reclamarlos gratis, pero los 10,000 se reclamaron rápidamente. Ahora deben comprarse a alguien a través del mercado que también está integrado en la blockchain Ethereum. A través de este mercado es posible comprar, pujar y ofrecer punks a la venta.



Figura 1: Ejemplos de Cryptopunks coleccionables. Fuente: www.larvalabs.com/cryptopunks

1.2.- ¿Cómo funciona el mercado de Cryptopunks?

Los agentes que intervienen en este mercado, actúan con un mecanismo de oferta de venta ("offer") por parte de los propietarios de Cryptopunks, y de oferta de compra ("bid") por parte de los que desean adquirir uno de los personajes.

Para poder interactuar en este mercado es necesario hacer lo siguiente:

- 1.- Descargar e instalar un complemento del navegador Chrome llamado MetaMask. Esto permitirá que los sitios web (que usted autorice) accedan a su cuenta de Ethereum.
- 2.- Si se ha creado una nueva cuenta, comprar Ethereums. El complemento MetaMask tiene un botón que permitirá comprar Ethereums (la moneda virtual con la que se realizan las transacciones).
- 3.- Una vez instalado el complemento, este sitio web reconoce al nuevo usuario y agrega botones que permitirán ofertar, comprar y vender Cryptopunks directamente en la interfaz.

2.- OBJETIVO DEL ESTUDIO.

2.1.- ¿Es éste un mercado atractivo para inversores?

En este estudio se tratará de evaluar el posible atractivo del mercado de Cryptopunks para inversores. No solo en términos de rentabilidad histórica, sino también en términos de volatilidad y de riesgo inherente a la propia inversión.

2.2.- ¿El precio es igual para todos los Cryptopunks, o varía entre los distintos grupos de personajes de la colección?

El uso de las herramientas adecuadas de exploración y análisis de los datos proporcionados por los sitios web oficiales, de los creadores de la colección

(<https://www.larvalabs.com/cryptopunks> y <https://defypunk.com/>) y de ethereum (<https://ethereum.org/es/>), nos ha permitido obtener conclusiones al respecto.

2.3.- Comentario previo sobre la especificidad del mercado de Cryptopunks.

La singularidad de este activo de inversión (los Cryptopunks que componen la colección), hace que debamos fijar los aspectos en que nos basamos para evaluar la rentabilidad/attractivo de este mercado.

NOTA: Las inversiones financieras tradicionales (acciones de compañías que están activas y operan en sus respectivos sectores), se analizan teniendo en cuenta:

- *su rentabilidad anterior en el tiempo (dividendo anual/acción, obtenido en los ejercicios inmediatamente anteriores)*
- *La expectativa de plusvalía (aumento de valor de la acción) en un cierto plazo.*

En el caso de los Cryptopunks, que no operan en ningún sector (industrial, financiero o servicios), el mayor o menor atractivo del mercado vendrá dado exclusivamente por la expectativa de obtener una plusvalía por cada uno de los personajes adquiridos.

Es por este motivo, que de todos los datos relativos a las transacciones de la colección, solo utilizaremos uno:

- SALES : Los precios de las transacciones de venta realmente efectuadas.

NOTA: El motivo no es otro que el de considerar únicamente relevante, el importe de las transacciones que permiten evaluar en rigor la rentabilidad.

3.- TÉCNICAS DE INVESTIGACIÓN UTILIZADAS EN EL ESTUDIO

3.1.- Web scraping (raspado web) de los datos alojados en los sitios web oficiales.

El Web scraping consiste en la transformación de datos sin estructura en la web (como el formato HTML) en datos estructurados que pueden ser almacenados y analizados en una base de datos central, en una hoja de cálculo o en alguna otra fuente de almacenamiento.

El proceso de Web scraping (raspado web) se ha llevado a cabo utilizando la librería “SELENIUM” con lenguaje de programación Python, sobre las webs oficiales de los creadores de los cryptopunks, así como de la web de la plataforma blockchain en la que operan los agentes del mercado (Ethereum):

- (<https://www.larvalabs.com/cryptopunks>)
- (<https://defypunk.com/>)
- (<https://ethereum.org/es/>)

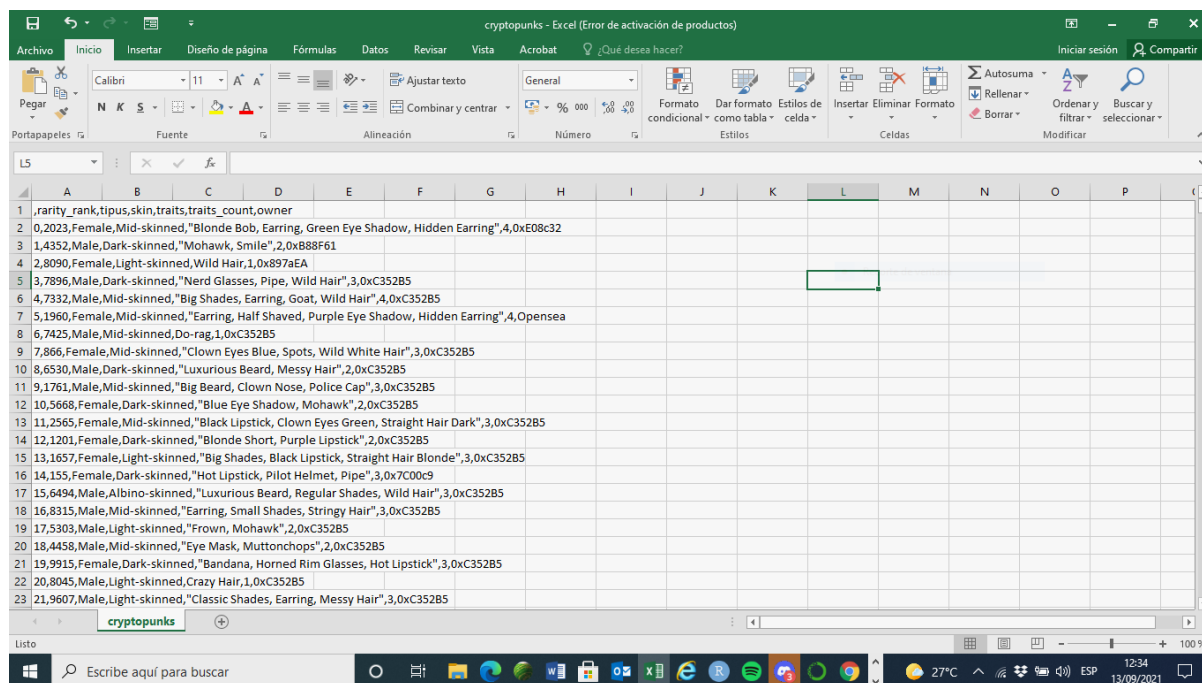


Figura 2 : almacenamiento de datos en formato csv .

3.2.- Limpieza y preparación de los datos obtenidos, para ser debidamente tratados posteriormente.

El proceso de limpieza y preparación de los datos se ha llevado a cabo utilizando “Numpy”, que es una librería para el lenguaje de programación Python que da soporte para crear vectores y matrices grandes multidimensionales, junto con una gran colección de funciones matemáticas de alto nivel para operar con ellas.

Igualmente, se ha utilizado “Pandas”, que es una biblioteca de software escrita como extensión de NumPy para manipulación y análisis de datos para el lenguaje de programación Python. En particular, ofrece estructuras de datos y operaciones para manipular tablas numéricas y series temporales.

	idTransaction	idPropietario	TypeTransaction	idCryptoPunk	Owner	Reciever	AmountETH	AmountDollar	Date
0	0	0xe73a1d	Bid Withdrawn	0	0xe73a1d	NaN	321.00	1260000.00	2021-09-04
1	1	0xe73a1d	Bid	0	0xe73a1d	NaN	321.00	1140000.00	2021-09-01
2	2	0x2e5e22	Bid Withdrawn	0	0x2e5e22	NaN	320.00	1110000.00	2021-09-01
3	3	0x2e5e22	Bid	0	0x2e5e22	NaN	320.00	1100000.00	2021-09-01
4	4	0x2e5e22	Bid Withdrawn	0	0x2e5e22	NaN	263.00	904481.00	2021-09-01
5	5	0x2e5e22	Bid	0	0x2e5e22	NaN	263.00	849714.00	2021-08-29
6	6	0x983ace	Bid Withdrawn	0	0x983ace	NaN	250.00	1030000.00	2021-05-10
7	7	0x983ace	Bid	0	0x983ace	NaN	250.00	537615.00	2021-04-11
8	8	0xd7510a	Bid Withdrawn	0	0xd7510a	NaN	100.00	160973.00	2021-03-03
9	9	0xd7510a	Bid	0	0xd7510a	NaN	100.00	188897.00	2021-02-20
...
161275	161324	NaN	Offered	9999	NaN	NaN	5.13	1012.00	2017-07-14
161276	161325	NaN	Offer Withdrawn	9999	NaN	NaN	0.00	0.00	2017-07-14
161277	161326	NaN	Offered	9999	NaN	NaN	2.13	421.00	2017-07-14
161278	161327	0xa0a59c	Bid	9999	0xa0a59c	NaN	0.70	157.00	2017-07-12
161279	161328	0x7760e0	Bid	9999	0x7760e0	NaN	0.25	69.00	2017-07-03
161280	161329	0xa0a59c	Bid	9999	0xa0a59c	NaN	0.25	69.00	2017-07-03
161281	161330	0x717403	Bid	9999	0x717403	NaN	0.20	51.00	2017-06-26
161282	161331	ddaavvee	Bid	9999	ddaavvee	NaN	0.20	65.00	2017-06-23
161283	161332	0x5b098b	Bid	9999	0x5b098b	NaN	0.15	50.00	2017-06-23
161284	161333	0x7e2d1c	Claimed	9999	NaN	0x7e2d1c	0.00	0.00	2017-06-23

Figura 3:: Data frame con los datos de transacciones preparados para exploración y análisis.

3.3.- Definición de la Base de Datos

Es donde ha quedado recogida toda la información, así como la manera en que serán relacionados los diferentes atributos presentes en las distintas tablas resultantes.

Se ha utilizado “MySQL Workbench”, que es una herramienta visual de diseño de bases de datos que integra desarrollo de software, administración de bases de datos, diseño de bases de datos, gestión y mantenimiento para el sistema de base de datos MySQL

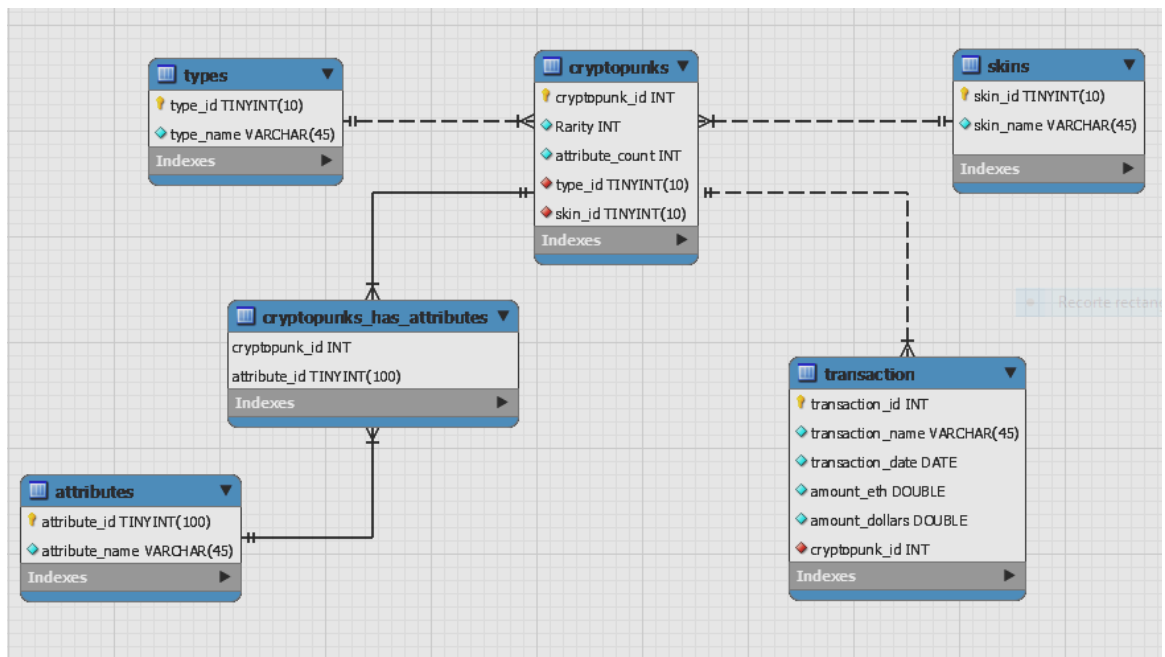


Figura 4: Diagrama Entidad-Relación de la Base de Datos.

3.4- Análisis estadístico de los diferentes atributos de los cryptopunks.

En este tópico se hace un resumen estadístico (medias, varianzas, desviaciones típicas y posibles correlaciones entre los diferentes atributos) de los atributos de cada uno de los cryptopunks y de las transacciones, desde el inicio de la distribución de los cryptopunks que comenzó el 23/06/2017, hasta el día 08/09/2021.

Para realizar esta parte del estudio, se han utilizado las librerías “Pandas” y “Numpy” (mencionadas anteriormente), así como “Matplotlib”, para la generación de gráficos a partir de datos contenidos en listas o arrays en el lenguaje de programación Python y su extensión matemática NumPy.

Otras herramientas utilizadas han sido “Seaborn” que es una librería de visualización de datos para Python desarrollada sobre matplotlib, y “Squarify” entre otras.

3.4.1.- Atributo : Tipos de Cryptopunks.

Los tipos de cryptopunks (“tipus”) están divididos en: Alien, Ape, Female, Male y Zombie. La tabla y el gráfico abajo explican cómo se distribuyen entre los 10.000 punks.

	tipus	tipus(%)
Male	6039	60.39
Female	3840	38.40
Zombie	88	0.88
Ape	24	0.24
Alien	9	0.09

Tabla 1: tipos de Cryptopunk - total y en porcentaje

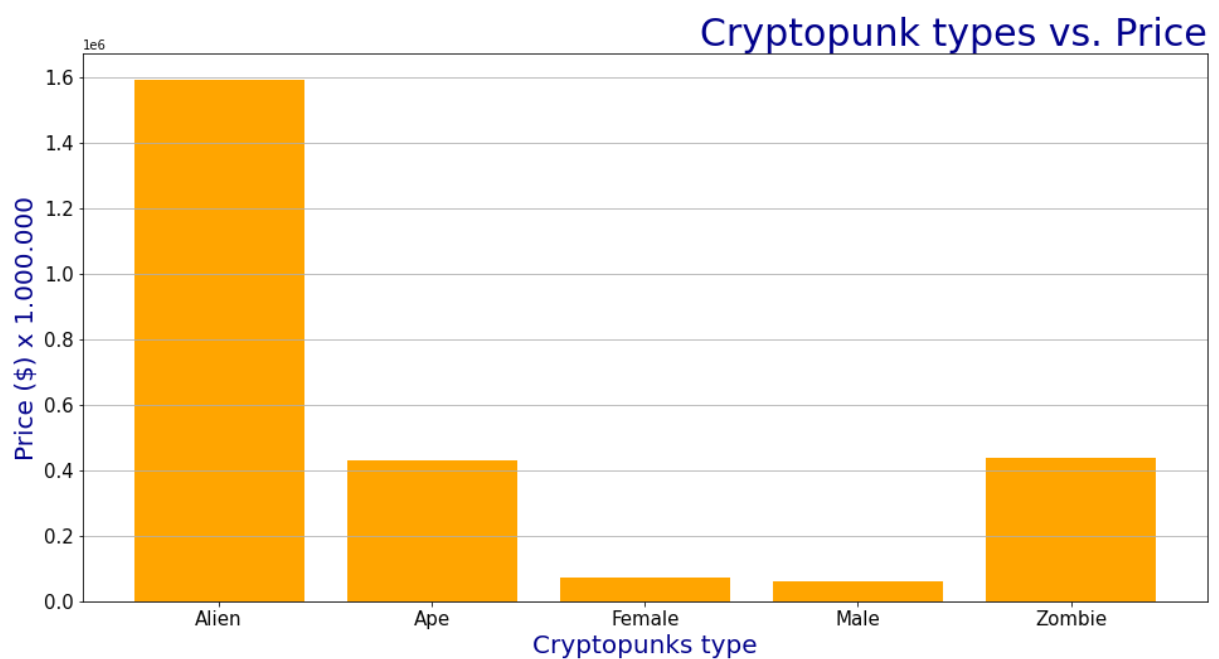


Gráfico 1 : totales tipos de Cryptopunks.

Los datos dejan claro que hay una concentración significativa entre Male y Female. Hay muchas diferencias entre los tipos de cryptopunks.

3.4.2.- Atributo 2 : número de características.

Cada punk tiene un número variable de rasgos (“traits”) y ellos están distribuidos como expresa la tabla a continuación. Hay un total de 95 características diversas entre los punks.

	traits_count	traits_count(%)
traits_total		
3	4280	42.80
2	3535	35.35
4	1371	13.71
5	404	4.04
1	333	3.33
6	57	0.57
7	11	0.11
0	8	0.08
9	1	0.01

Tabla 2: número de Cryptopunks seg número de rasgos (“traits”)

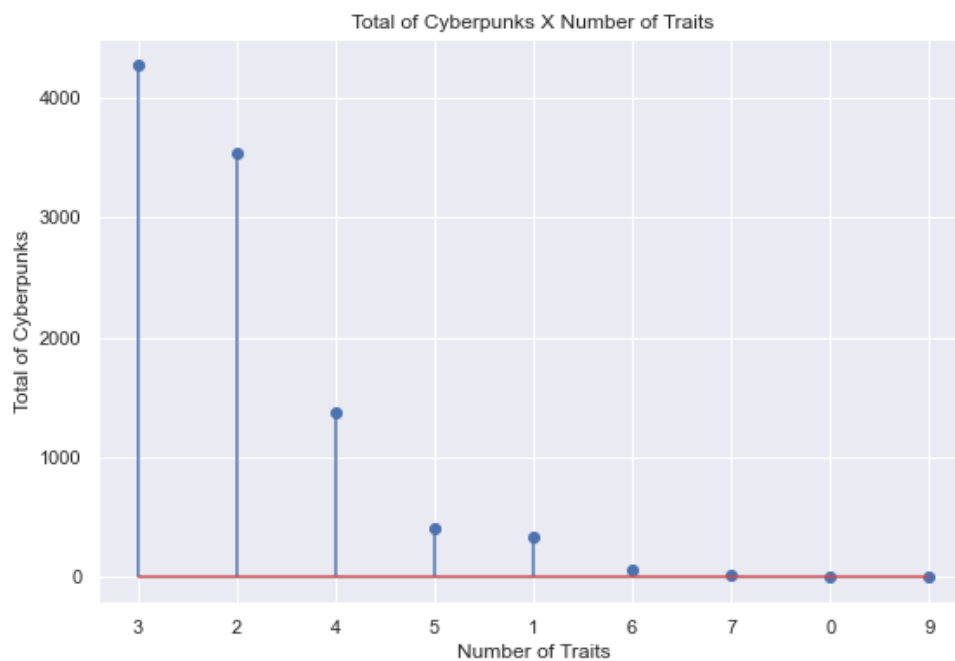


Gráfico 2: número de Cryptopunks según el número de características.

En el gráfico se aprecia con claridad cómo los cryptopunks con 0, 6, 7 ó 9 rasgos significan un porcentaje muy residual sobre el total. Los cryptopunks con número de rasgos entre 1 y 5 representan 99,23% del total de cryptopunks.

	traits_total	traits_count
count	9.000000	9.000000
mean	4.111111	1111.111111
std	2.934469	1653.053799
min	0.000000	1.000000
25%	2.000000	11.000000
50%	4.000000	333.000000
75%	6.000000	1371.000000
max	9.000000	4280.000000

Tabla 3: Estadístico del número de rasgos de los cryptopunks.

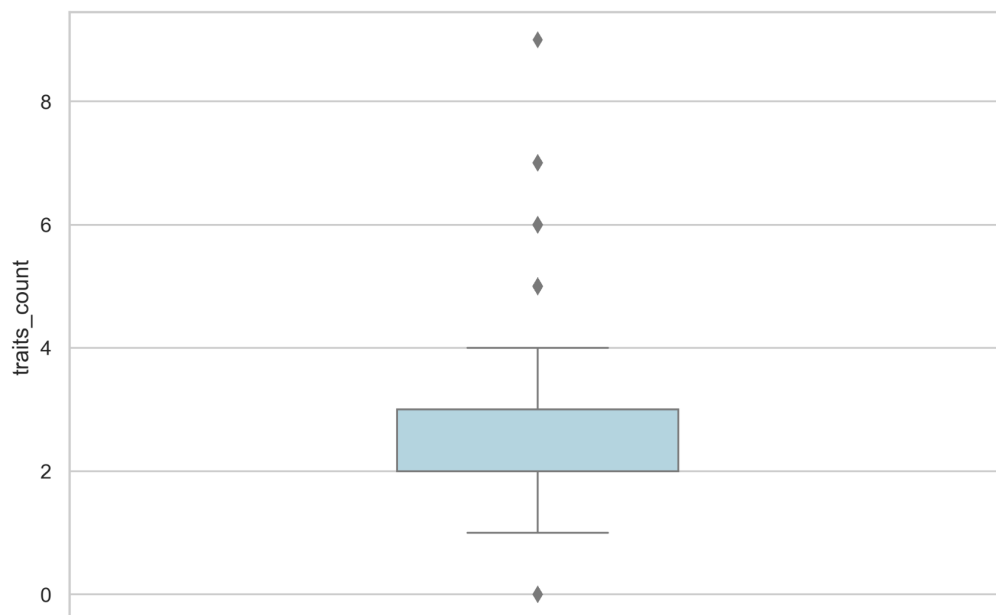


Gráfico 3:: número de Cryptopunks según el número de características.

La lectura de las dos tablas anteriores junto al boxplot, nos hace ver que la media de rasgos que tienen los cryptopunks de la colección, es de 4,11, con una desviación típica de 2,93. Y que en el rango intercuartil ($Q3 - Q1$) se encuentran el 50 % de los cryptopunks, que tienen entre 1 y 4 rasgos distintos.

La observación del boxplot anterior permite confirmar que respecto al número de rasgos, aquellos cryptopunks con 0, 6, 7 y 9 rasgos ("traits_count") son outliers.

3.4.3.- Atributo 3 : tipo de piel.

Otro atributo que puede ser utilizado para subdividir los cryptopunks es el tipo de piel ("skin").

Existen 7 tipos de pieles, tres de los cuales son exclusivos de los tres tipos de cryptopunks más residuales (el 1,24 % del total): Alien-skinned, Ape-skinned y Zombie-skinned.

	skin	skin(%)
Mid-skinned	3031	30.31
Light-skinned	3006	30.06
Dark-skinned	2824	28.24
Albino-skinned	1018	10.18
Zombie-skinned	88	0.88
Ape-skinned	24	0.24
Alien-skinned	9	0.09

Tabla 4: número de Cryptopunks según el tipo de piel.

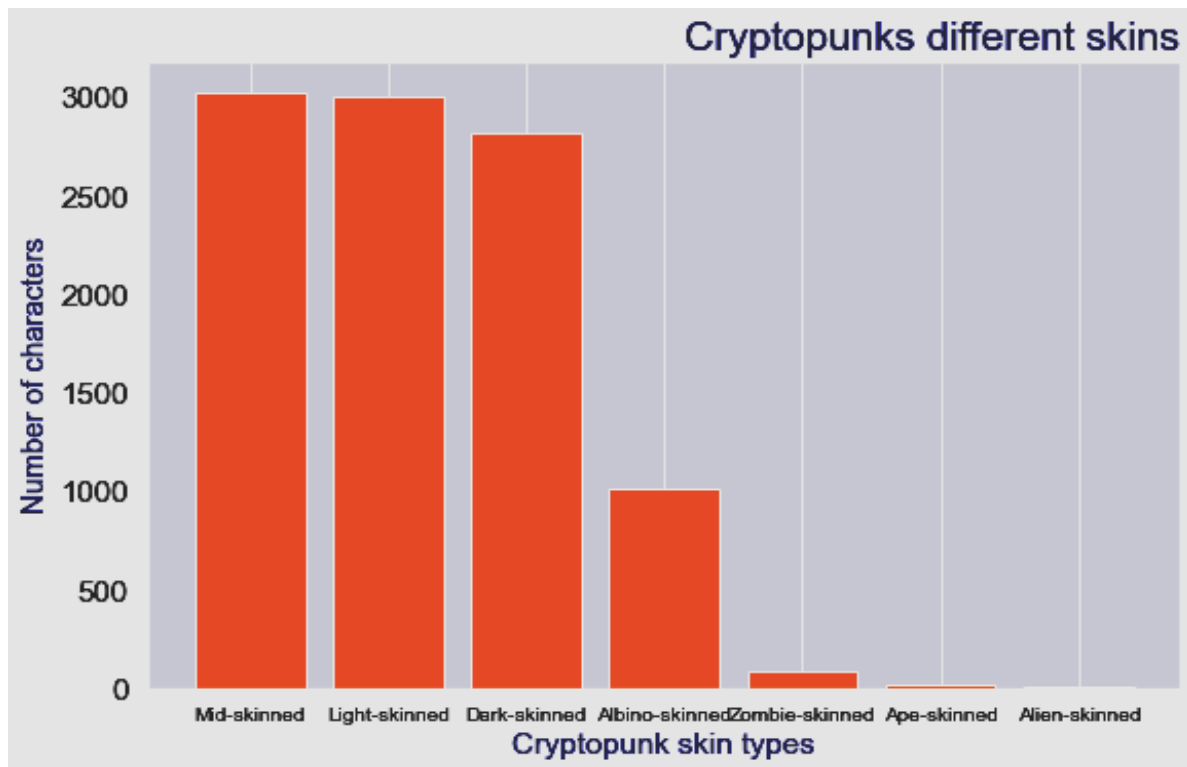


Gráfico 4: número de Cryptopunks según el tipo de piel.

De acuerdo con los datos que nos proporciona la tabla 3, comprobamos que existe un tipo de piel específica para los tipos “Zombie”, “Ape” y “Alien”.

Los tipos “Male” y “Female” que son con mucha diferencia los cryptopunks más numerosos, pueden ser “Light-skinned”, “Mid-skinned”, “Dark-skinned” o “Albino-skinned”.

Además, se distribuyen de forma similar en número, excepto en el caso “Albino-skinned”, que son una tercera parte de los anteriores.

3.5.- Relación entre atributos

En este tópico son analizadas las relaciones entre los diferentes atributos, que permite entender cómo están subdivididos los cryptopunks

3.5.1.- Distribución de sobre el total, según tipo de cryptopunk y piel:

tipus	skin	
Alien	Alien-skinned	9
Ape	Ape-skinned	24
Female	Albino-skinned	420
	Dark-skinned	1101
	Light-skinned	1145
	Mid-skinned	1174
Male	Albino-skinned	598
	Dark-skinned	1723
	Light-skinned	1861
	Mid-skinned	1857
Zombie	Zombie-skinned	88

Tabla 5: número de cryptopunks según tipo y piel

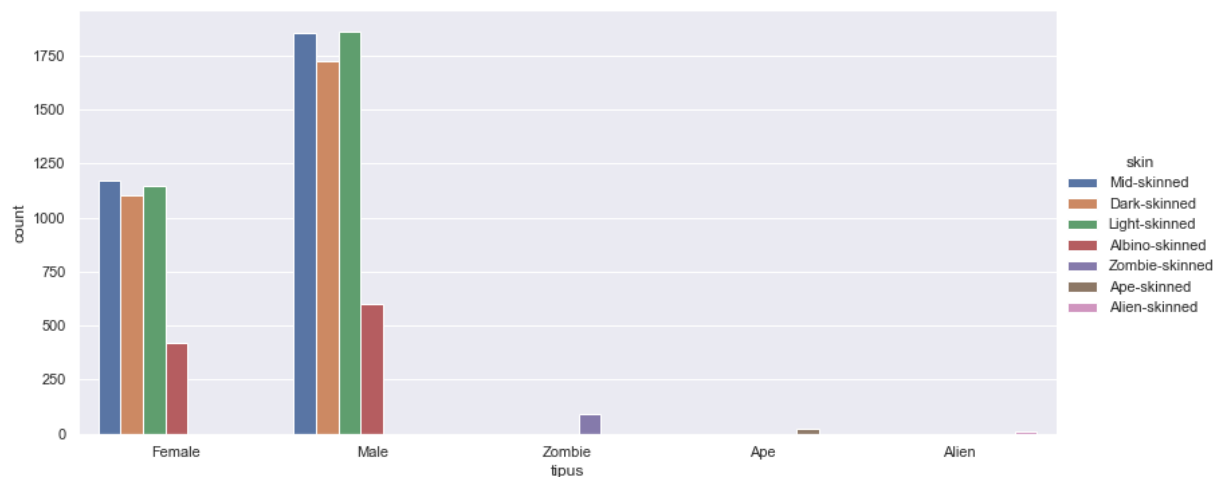


Gráfico 5: número de cryptopunks según tipo y piel.

3.5.2.- Relación entre tipo de cryptopunk y la media de los índices de rareza:

rarity_rank	
tipus	
Alien	14.000000
Ape	41.500000
Female	4314.186458
Male	5529.366948
Zombie	517.670455

Tabla 6:Rareza media por tipo de cryptopunk.

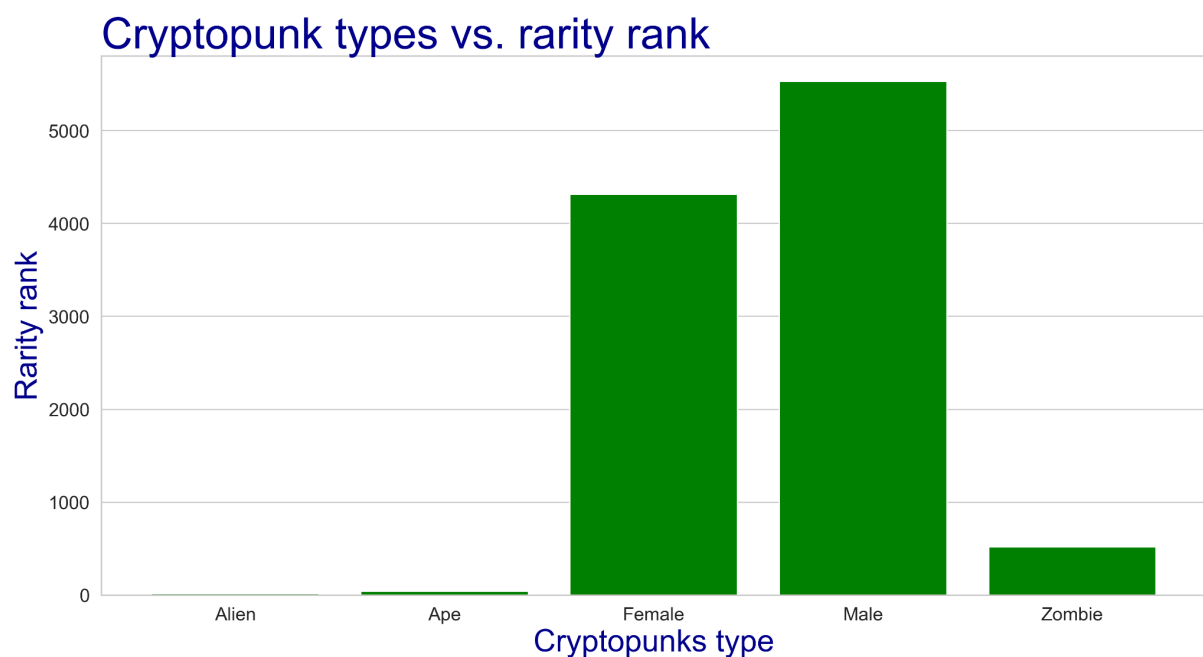


Gráfico 6: Rareza media por tipo de cryptopunk.

NOTA: Esta rareza está calculada en base a un algoritmo generado por los creadores de la colección, que pondera diferentes atributos intrínsecos de cada uno de los cryptopunks, de tal forma que quedan clasificados del más raro al menos raro (primero al último), con un número correlativo des del 1 al 10.000.

Se visualiza en el gráfico cómo son los tipos residuales los que tienen el índice más alto de rareza (“Alien”, “Ape” y “Zombie”).

Están considerados los más originales o singulares, y aparecen en el ranking de rareza en los primeros lugares,

3.5.3.- Relación entre tipo de cryptopunk y el precio medio :

AmountDollar	
tipus	
Alien	1593972.30
Ape	431928.33
Female	71215.64
Male	61099.03
Zombie	437547.65

Tabla 7: Precio medio por tipo de cryptopunk.

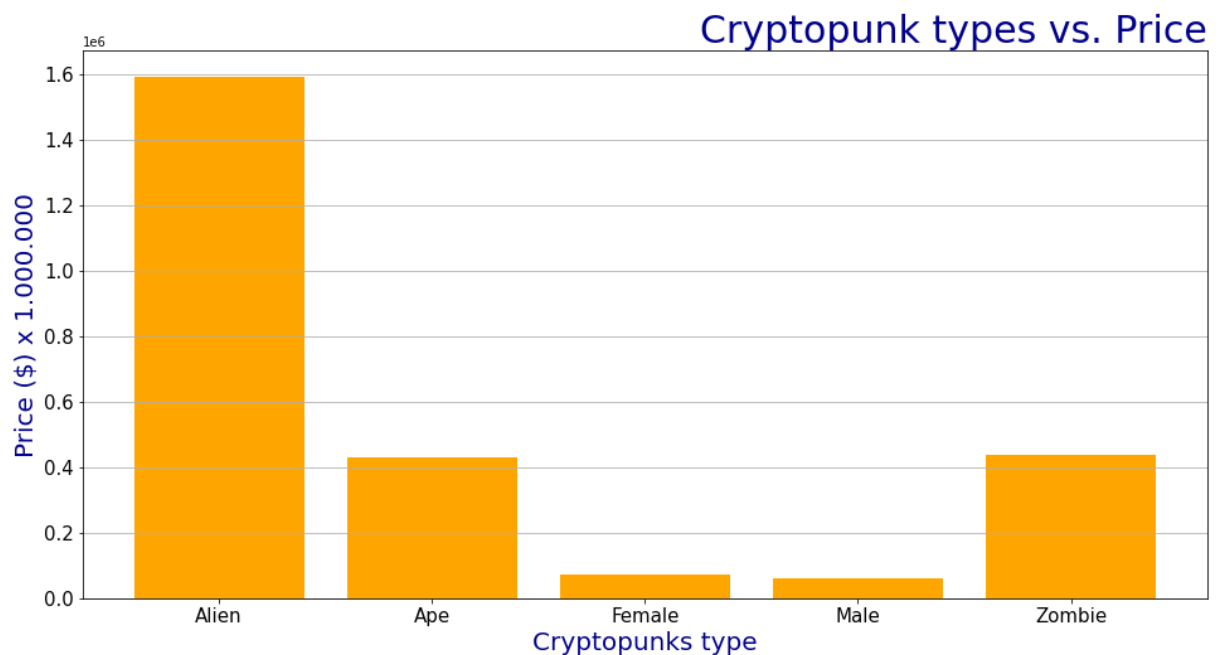


Gráfico 7: Precio medio por tipo de cryptopunk.

La lectura de la anterior tabla y gráfico, nos indican que los tipos “Alien”, “Ape” y “Zombie”, que son los residuales (1,24% del total), tienen un precio medio mucho más alto.

De hecho, el precio medio menor de este grupo (“Ape”) es 6 veces mayor que el precio medio del tipo “Female” (que es el de mayor precio de los dos tipos restantes)

Añadir que el precio medio del tipo “Alien”(0,09% del total), es 22 veces mayor que el de “Female”.

3.5.4.- Relación entre tipo de piel y el precio medio de cada uno:

AmountDollar	
skin	
Albino-skinned	70285.83
Alien-skinned	1593972.30
Ape-skinned	431928.33
Dark-skinned	63781.47
Light-skinned	67551.04
Mid-skinned	60076.64
Zombie-skinned	437547.65

Tabla 8: Precio medio por tipo de piel.

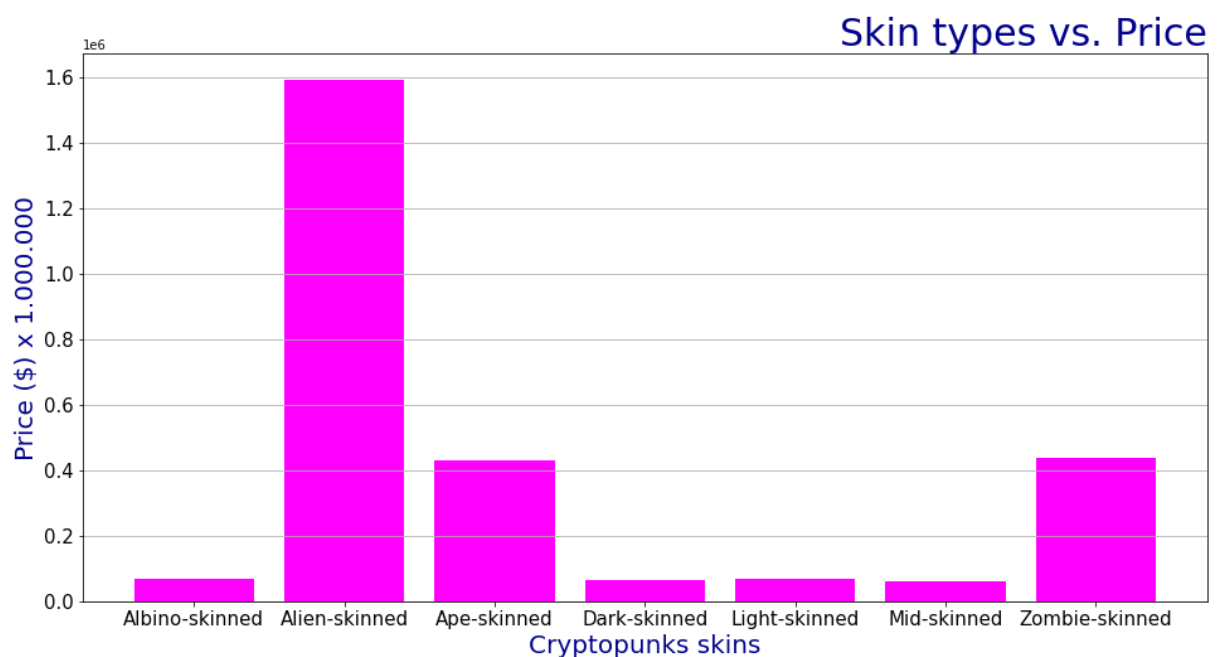


Gráfico 8 precio medio por tipo de piel

De la tabla y gráfico anteriores extraemos la misma idea que en los puntos anteriores.

En este caso, son los tipos de piel específicos de los tipos de cryptopunks residuales (“Alien”, “Ape” y “Zombie”), los que presentan un precio medio completamente alejado de los otros 4 tipos de piel, que encontramos en los 2 tipos mayoritarios (“Male” y “Female”).

CONCLUSIÓN PRELIMINAR DE LA FASE EXPLORATORIA DE LOS ATRIBUTOS.

Por todo lo expuesto hasta este punto, vamos a despreciar los datos correspondientes a los tipos residuales (“Alien”, “Ape” y “Zombie”).

Y del resto de tipos (“Male” y “Female”), vamos a despreciar aquellas observaciones de cryptopunks que tengan 0, 6, 7 ó 9 rasgos distintos.

Que aparte de no ser representativos en número, tienen unos precios medios y un índice medio de rareza, que se alejan en gran medida respecto a los valores de los distintos atributos que presentan los dos grupos mayoritarios (“Male” y “Female” son el 98,76 %) y que distorsionarían exageradamente cualquier análisis y conclusión posterior sobre el conjunto de los cryptopunks.

3.6.- Análisis de los atributos de las Transacciones

Hay un total de 161.285 transacciones en la base de datos de este informe y están así distribuidas:

	TransactionType	typeSum
0	Offered	62822
1	Bid	25923
2	Sold	18425
3	Bid Withdrawn	15630
4	Transfer	13484
5	Claimed	10000
6	Offer Withdrawn	9718
7	(Wrap)	2763
8	(Unwrap)	2520

Tabla 9: Total de cada tipo de transacción

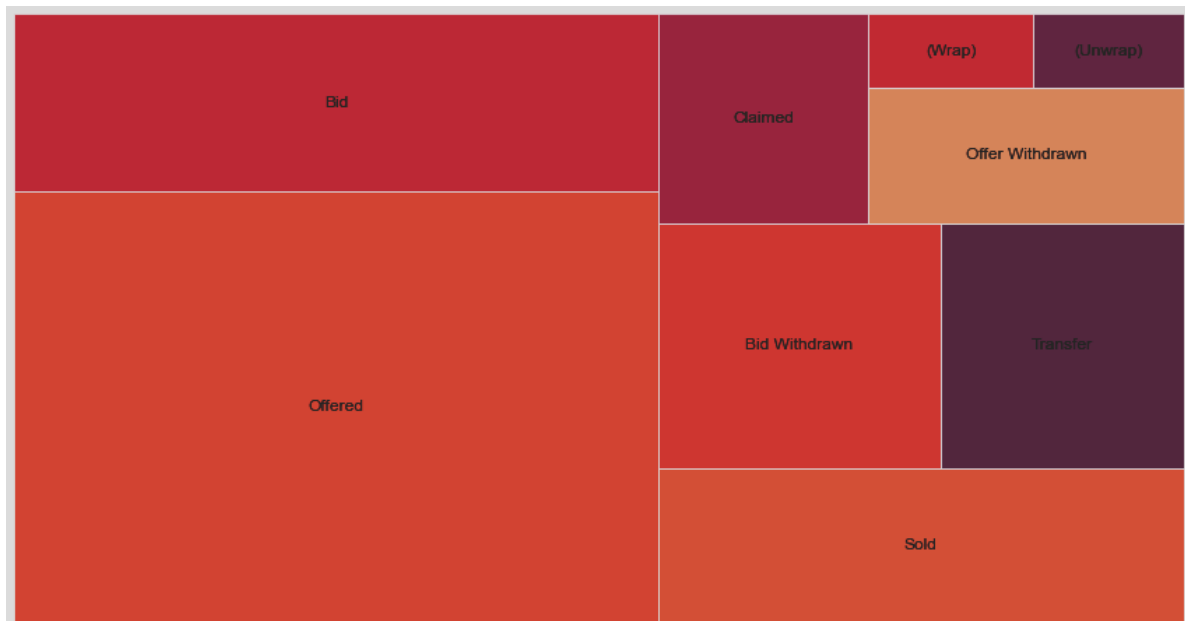


Gráfico 9: tipos de transacciones

El número de emisión de ofertas (“Offered”), que representan las ofertas de venta realizadas por los propietarios de cryptopunks, es más que el doble del número de pujas (“Bid”), que representan los intentos de compra por parte de los compradores, y del número de ventas efectuadas (“Sold”). Esto puede indicar una tendencia de venta superior a la de compra. Esto podría indicar que los valores ya están altos y hay más inversores con intención de venta que inversores buscando el cryptopunks para comprar.

- Resumen estadístico de todas las transacciones:

	AmountETH	AmountDollar
count	8.00	8.00
mean	145642.83	73097561.30
std	349761.60	205339505.32
min	0.00	0.00
25%	5.00	3284.75
50%	51.60	108182.28
75%	43132.06	900577.22
max	1000000.00	581280000.00

Tabla 10: Resumen estadístico - Todas las transacciones



Gráfico 10 Distribución de todas las transacciones en dólares

El Gráfico 11 resume la distribución de las operaciones y permite identificar los outliers del conjunto de transacciones.

- Resumen estadístico de pujas (“Bid” transactions):

	AmountETH	AmountDollar
count	25923.00	25923.00
mean	25.18	60105.51
std	88.63	227836.51
min	0.00	0.00
25%	0.30	88.00
50%	6.00	5581.00
75%	25.00	53330.50
max	4200.00	7950000.00

Tabla 11: Resumen estadístico - Pujas

- Resumen estadístico de ventas (“Sold” transactions):

	AmountETH	AmountDollar
count	18425.00	18425.00
mean	26.57	67942.51
std	66.87	168339.29
min	0.00	0.00
25%	1.40	380.00
50%	14.65	26702.00
75%	29.99	68543.00
max	4200.00	7580000.00

Tabla 12: Resumen estadístico - Ventas

- Resumen estadístico de ofertas (“Offered” transactions):

	AmountETH	AmountDollar
count	62822.00	62822.00
mean	151.47	299837.92
std	6003.47	4987627.50
min	0.00	0.00
25%	8.00	4370.25
50%	28.99	60426.00
75%	69.42	175821.00
max	1000000.00	581280000.00

Tabla 13: Resumen estadístico - Ofertas

Es posible observar que las transacciones tienen, en general, una alta desviación estándar, lo que indica la necesidad de tratar outliers a lo largo de los próximos análisis.

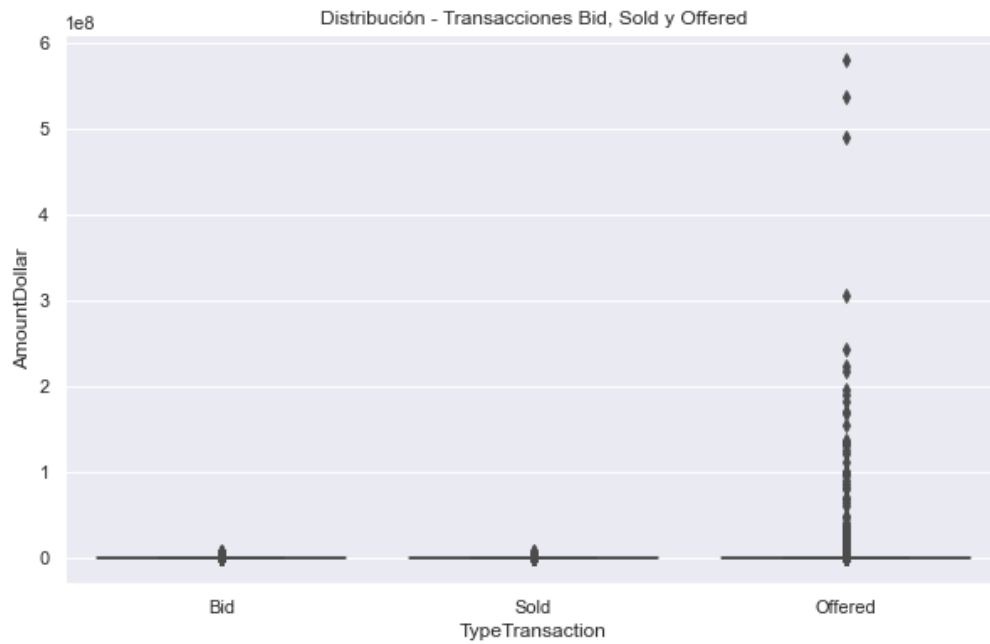


Gráfico 11: Distribución de las pujas ("Bid"), ventas ("Sold") y ofertas ("Offered") en dólares

El gráfico 11 resume la distribución de las pujas, ventas y ofertas. Las ofertas se destacan de las pujas y ventas, ya que tienen un número mayor de outliers extremos, que están lejos del cuartil superior.

	Todas Transacciones	Pujas ("Bid")	Ventas ("Sold")	Ofertas ("Offered")
Varianza Dólar	9724754489176,46	51909473426,86	28338114909,07	24876428077792,32
Varianza ETH	14045653,67	7854,89	4471,32	36041649,49

Tabla 14: Varianza de las transacciones

La varianza de las transacciones que están resumidas en la tabla 14 dejan claro que los datos tienen un alto grado de dispersión alrededor de su media, en especial las ofertas.

- Precios de venta en dólares (en azul) y en ETH (rojo):

En este gráfico se puede observar los precios de todas las ventas ("Sold") en dólares e ethereum:

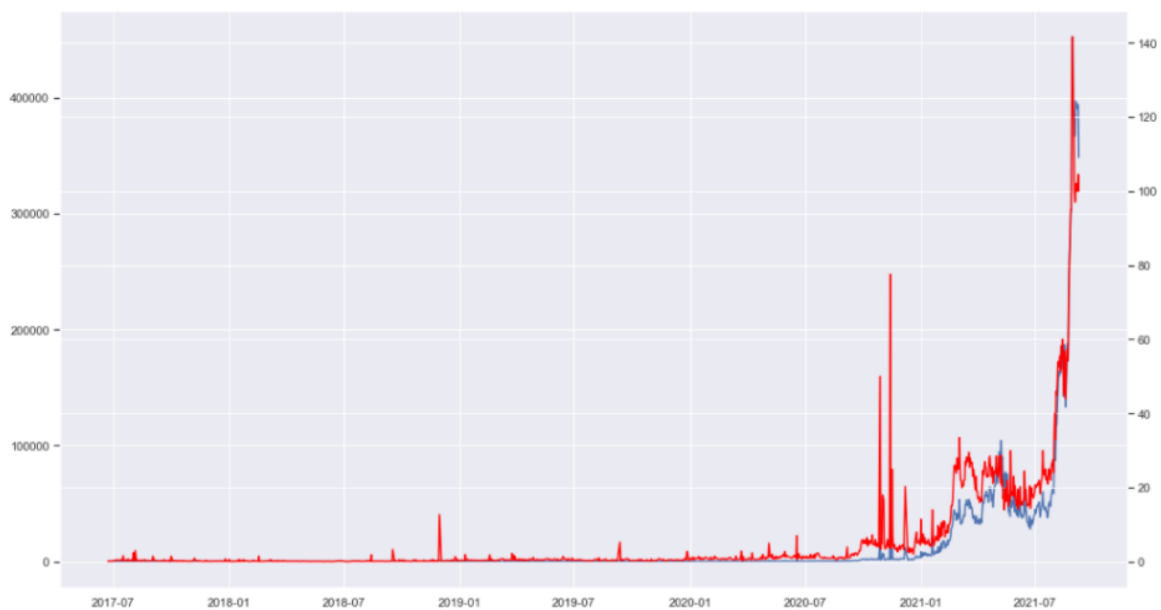


Gráfico 12: Precios de venta - dólares (en azul), ETH (rojo)

Hay momentos en que las ventas en ETH tienen valorizaciones más fuertes que en dólares. Los resultados de los inversores son influenciados por el valor de punk y también por el valor del punk en el momento de la venta.

- Precios históricos ETH en dólares:



Gráfico 13: Precios ETH en dólares

El precio del ETH en dólares ha subido mucho en 2021, pero es posible percibir que el nivel de volatilidad es muy alto.

- Transacciones por tipo (“tipus”) de cryptopunks X Média del valor de las transacciones

		AmountDollar
tipus	Type Transaction	
Alien	Bid	278329.90
	Bid Withdrawn	521079.68
	Offered	34736008.14
	Sold	1593972.30
Ape	Bid	354991.63
	Bid Withdrawn	662034.23
	Offered	6044690.43
	Sold	431928.33
Female	Bid	42012.68
	Bid Withdrawn	54122.16
	Offered	258127.65
	Sold	71215.64
Male	Bid	55294.14
	Bid Withdrawn	68541.92
	Offered	268823.18
	Sold	61099.03
Zombie	Bid	190415.29
	Bid Withdrawn	272385.55
	Offered	1206318.95
	Sold	437547.65

Tabla 15: Transacciones por tipo de punks

La media de los valores de las ofertas es superior a las medias de las pujas y ventas. Esto puede indicar que hay un hueco significativo entre la evaluación del valor del producto por los propietarios y por parte de los interesados.

Esta misma observación es válida para el análisis del valor medio de las transacciones por atributo de piel (“skin”) y número de características (“traits_count”). Estos datos están disponibles en la documentación técnica que soporta este informe.

- Valores medios de las ventas en dólares por tipo y piel de punks:

AmountDollar			
tipus	skin	traits_count	
Alien	Alien-skinned	1	1669557.80
		2	2650.00
		3	2528878.00
Ape	Ape-skinned	1	202072.53
		2	701120.38
		3	2310.50
Female	Albino-skinned	0	535428.50
		1	116897.31
		2	69253.22
		3	65106.41
		4	72885.87
		5	133088.51
		6	94.00
		7	415.00
	Dark-skinned	1	79187.88
		2	78407.81
		3	63663.95
		4	69780.92
		5	73237.00
		6	127509.56
		7	32575.80
		9	537.00
	Light-skinned	0	157.00
		1	58547.63
		2	79885.17
		3	70079.57
		4	76322.48
		5	96128.99
		6	116408.45
	Mid-skinned	0	102.00
		1	129750.46
		2	67058.49
		3	63774.43
		4	69621.80
		5	64032.78
		6	81150.00
		7	53782.83
Male	Albino-skinned	0	47543.00
		1	86448.07
		2	65841.57
		3	68127.73
		4	73982.72
	Dark-skinned	5	50484.84
		0	404.00
		1	54291.78
		2	62291.42
		3	57928.92
		4	56067.13
		5	56167.06
	Light-skinned	6	156069.67
		7	470553.50
		0	304.00
		1	86255.29
		2	67738.37
		3	56211.84
		4	64149.61
	Mid-skinned	5	138032.11
		6	476136.50
		7	13.00
		0	1668.00
		1	61220.81
		2	60682.49
		3	54009.30
Zombie	Zombie-skinned	4	54606.26
		5	80659.65
		6	30905.22
		7	17506.38
		1	581610.60
		2	470399.53
		3	407260.52
		4	202275.57

Tabla 16: Valores médios de Ventas por tipo, piel y número de características

Los precios de ventas en cada tipo de punk, cada tipo de piel y número de traits puede indicar que hay diferencias entre los precios de los grupos, y que los precios de los cryptopunks no son todos iguales. Los datos indican que es necesario explorar con más profundidad para poder verificar si los precios son iguales para todos los Cryptopunks, o varía entre los distintos grupos de personajes de la colección.

- Ganancias

Con el objetivo de identificar cómo se han comportado los resultados en operaciones de venta, fueron calculadas las ganancias de cada una de las operaciones para cada cryptopunk. Después fueron excluidas las primeras ventas de cada uno de los cryptopunks que llegaron a ser vendidos. Esta exclusión está basada en el hecho de que los cryptopunks fueron inicialmente distribuidos de forma gratuita y estas ventas iniciales indican ganancias infinitas, lo que distorsiona el análisis. La transacción de venta inicial tiene características muy específicas y el estudio está centrado en las transacciones más representativas.

	tipus	skin	traits_count	profit_pcent (%)					
0	Alien	Alien-skinned	1	78398.07	37	Male	Albino-skinned	0	1800.34
1	Alien	Alien-skinned	2	0.00	38	Male	Albino-skinned	1	2548.61
2	Alien	Alien-skinned	3	16802.36	39	Male	Albino-skinned	2	5471.06
3	Ape	Ape-skinned	1	59371.53	40	Male	Albino-skinned	3	6172.10
4	Ape	Ape-skinned	2	18217.13	41	Male	Albino-skinned	4	4307.92
5	Ape	Ape-skinned	3	0.00	42	Male	Albino-skinned	5	27161.31
6	Female	Albino-skinned	0	2467.14	43	Male	Dark-skinned	0	0.00
7	Female	Albino-skinned	1	131.98	44	Male	Dark-skinned	1	2128.06
8	Female	Albino-skinned	2	1517.92	45	Male	Dark-skinned	2	263463.09
9	Female	Albino-skinned	3	2200.71	46	Male	Dark-skinned	3	443004.12
10	Female	Albino-skinned	4	334.56	47	Male	Dark-skinned	4	11492.18
11	Female	Albino-skinned	5	829.05	48	Male	Dark-skinned	5	6214.15
12	Female	Albino-skinned	6	34.87	49	Male	Dark-skinned	6	38592.47
13	Female	Albino-skinned	7	0.00	50	Male	Dark-skinned	7	775.04
14	Female	Dark-skinned	1	2766.94	51	Male	Light-skinned	0	0.00
15	Female	Dark-skinned	2	5868.69	52	Male	Light-skinned	1	6607.24
16	Female	Dark-skinned	3	3742.71	53	Male	Light-skinned	2	503044.23
17	Female	Dark-skinned	4	2520259.98	54	Male	Light-skinned	3	625734.55
18	Female	Dark-skinned	5	1865.40	55	Male	Light-skinned	4	6641782.84
19	Female	Dark-skinned	6	204.30	56	Male	Light-skinned	5	5147.95
20	Female	Dark-skinned	7	16306.11	57	Male	Light-skinned	6	68.52
21	Female	Dark-skinned	9	73.00	58	Male	Light-skinned	7	0.00
22	Female	Light-skinned	0	0.00	59	Male	Mid-skinned	0	318.05
23	Female	Light-skinned	1	4457.44	60	Male	Mid-skinned	1	2822.05
24	Female	Light-skinned	2	4314.38	61	Male	Mid-skinned	2	72846.53
25	Female	Light-skinned	3	23347.37	62	Male	Mid-skinned	3	740367.94
26	Female	Light-skinned	4	513703.86	63	Male	Mid-skinned	4	877061.03
27	Female	Light-skinned	5	3051.17	64	Male	Mid-skinned	5	2292.85
28	Female	Light-skinned	6	4400.69	65	Male	Mid-skinned	6	25.70
29	Female	Mid-skinned	0	0.00	66	Male	Mid-skinned	7	555.84
30	Female	Mid-skinned	1	471.47	67	Zombie	Zombie-skinned	1	94309.69
31	Female	Mid-skinned	2	6222.76	68	Zombie	Zombie-skinned	2	4145.37
32	Female	Mid-skinned	3	6937.56	69	Zombie	Zombie-skinned	3	53590.43
33	Female	Mid-skinned	4	7682.20	70	Zombie	Zombie-skinned	4	1080.88
34	Female	Mid-skinned	5	3150.47					
35	Female	Mid-skinned	6	263.92					
36	Female	Mid-skinned	7	1202.55					

Tabla 17: Ganancia porcentual media por cada tipo de cryptopunk

Los datos presentados en la última tabla de medias incluyen las ganancias positivas y negativas. Es importante destacar que, si buscamos los valores mínimos de cada subgrupo de cryptopunk, encontramos casos en que se hubo operaciones con un pérdida de 100%. Si buscamos las ventas con valores máximos, encontramos casos en que la ganancia

porcentual fue de 37.959.299%. Esas operaciones son ejemplos de outliers presentes en la base de datos y que demuestran la volatilidad del mercado estudiado.

En los tópicos 3.4.2 y 3.4.3, es mencionado que los cryptopunks con número de rasgos entre 1 y 5 y del tipo “Male” y “Female” representan más de 98% del total de cryptopunks y serán los únicos incluidos en este análisis detallada. Si se lleva esto en cuenta y se filtra los datos de operaciones de estos subgrupos solamente y eliminamos los outliers (regla percentiles 10/90), los resultados de la ganancia porcentual media apesenta valores más comportados:

	tipus	skin	traits_count	profit_pcent (%)					
0	Female	Albino-skinned	1	1.32	20	Male	Albino-skinned	1	0.76
1	Female	Albino-skinned	2	1.27	21	Male	Albino-skinned	2	1.76
2	Female	Albino-skinned	3	1.50	22	Male	Albino-skinned	3	1.92
3	Female	Albino-skinned	4	1.49	23	Male	Albino-skinned	4	2.05
4	Female	Albino-skinned	5	1.80	24	Male	Albino-skinned	5	2.91
5	Female	Dark-skinned	1	1.92	25	Male	Dark-skinned	1	2.87
6	Female	Dark-skinned	2	1.79	26	Male	Dark-skinned	2	1.91
7	Female	Dark-skinned	3	1.69	27	Male	Dark-skinned	3	2.07
8	Female	Dark-skinned	4	2.17	28	Male	Dark-skinned	4	2.46
9	Female	Dark-skinned	5	1.28	29	Male	Dark-skinned	5	2.32
10	Female	Light-skinned	1	1.74	30	Male	Light-skinned	1	2.09
11	Female	Light-skinned	2	1.59	31	Male	Light-skinned	2	1.97
12	Female	Light-skinned	3	1.72	32	Male	Light-skinned	3	2.16
13	Female	Light-skinned	4	1.97	33	Male	Light-skinned	4	1.98
14	Female	Light-skinned	5	1.38	34	Male	Light-skinned	5	2.44
15	Female	Mid-skinned	1	1.66	35	Male	Mid-skinned	1	2.62
16	Female	Mid-skinned	2	1.92	36	Male	Mid-skinned	2	1.90
17	Female	Mid-skinned	3	2.05	37	Male	Mid-skinned	3	2.12
18	Female	Mid-skinned	4	1.74	38	Male	Mid-skinned	4	2.07
19	Female	Mid-skinned	5	1.77	39	Male	Mid-skinned	5	1.62

Tabla 18: Ganancia porcentual media cryptopunks representativos y sin outliers

Si se desprecia los punks menos líquidos de la tabla anterior (Sold_count < 8), es posible obtener la ganancia media de los subgrupos de mayor representatividad y liquidez. Los datos son presentados en la siguiente tabla y es posible identificar ganancias expresivas en la mayoría de los cryptopunks.

	index	tipus	skin	Sold_count	profit_pcent (%)	
	0	0	Female	Albino-skinned	8	2.33
	1	1	Female	Albino-skinned	9	1.31
	2	2	Female	Albino-skinned	12	1.57
	3	3	Female	Dark-skinned	8	1.99
	4	4	Female	Dark-skinned	9	2.43
	5	5	Female	Dark-skinned	10	1.31
	6	6	Female	Dark-skinned	11	1.38
	7	7	Female	Dark-skinned	12	1.14
	8	8	Female	Dark-skinned	13	1.54
	9	9	Female	Dark-skinned	15	0.87
	10	10	Female	Light-skinned	8	1.82
	11	11	Female	Light-skinned	9	2.09
	12	12	Female	Light-skinned	10	0.89
	13	13	Female	Light-skinned	11	1.48
	14	14	Female	Light-skinned	15	1.36
	15	15	Female	Mid-skinned	8	2.18
	16	16	Female	Mid-skinned	9	1.88
	17	17	Female	Mid-skinned	10	2.31
	18	18	Female	Mid-skinned	12	1.61

	19	19	Male	Albino-skinned	8	2.48
	20	20	Male	Albino-skinned	9	2.18
	21	21	Male	Albino-skinned	10	1.19
	22	22	Male	Albino-skinned	11	1.43
	23	23	Male	Albino-skinned	13	0.17
	24	24	Male	Dark-skinned	8	2.08
	25	25	Male	Dark-skinned	9	1.76
	26	26	Male	Dark-skinned	10	2.07
	27	27	Male	Dark-skinned	11	1.44
	28	28	Male	Dark-skinned	12	1.86
	29	29	Male	Dark-skinned	13	1.65
	30	30	Male	Dark-skinned	14	1.43
	31	31	Male	Dark-skinned	15	1.24
	32	32	Male	Dark-skinned	17	1.03
	33	33	Male	Dark-skinned	21	0.67
	34	34	Male	Light-skinned	8	1.84
	35	35	Male	Light-skinned	9	1.49
	36	36	Male	Light-skinned	10	1.99
	37	37	Male	Light-skinned	11	2.20
	38	38	Male	Light-skinned	12	2.21
	39	39	Male	Light-skinned	15	0.68
	40	40	Male	Light-skinned	16	0.80
	41	41	Male	Mid-skinned	8	1.87
	42	42	Male	Mid-skinned	9	2.08
	43	43	Male	Mid-skinned	10	1.35
	44	44	Male	Mid-skinned	11	1.59
	45	45	Male	Mid-skinned	12	1.54
	46	46	Male	Mid-skinned	14	1.24
	47	47	Male	Mid-skinned	17	1.19

Tabla 19:Ganancia porcentual media cryptopunks más líquidos

Las ganancias presentadas son importantes para que el inversor pueda analizar las ganancias históricas de los cryptopunks y decidir sus transacciones teniendo en consideración datos relevantes de cada subgrupo.

- **Liquidez**

La liquidez es un concepto importante en Economía y representa, de forma sucinta, la capacidad de un activo de convertirse en dinero en el corto plazo sin necesidad de reducir el precio. Para un inversor, la liquidez de los cryptopunks es un dato relevante para direccionar su decisión y filtrar los cryptopunks que le suelen tener una probabilidad de retorno mayor.

Para buscar entender la liquidez de este mercado, fueron agrupados los cryptopunks por número de ventas desde su distribución. En el gráfico (boxplot) abajo es posible observar que aquellos que tienen un mayor número de transacciones de venta se comportan con más estabilidad, o sea, tienen menos dispersión. Especialmente a partir de ocho ventas, ya no identifica outliers.

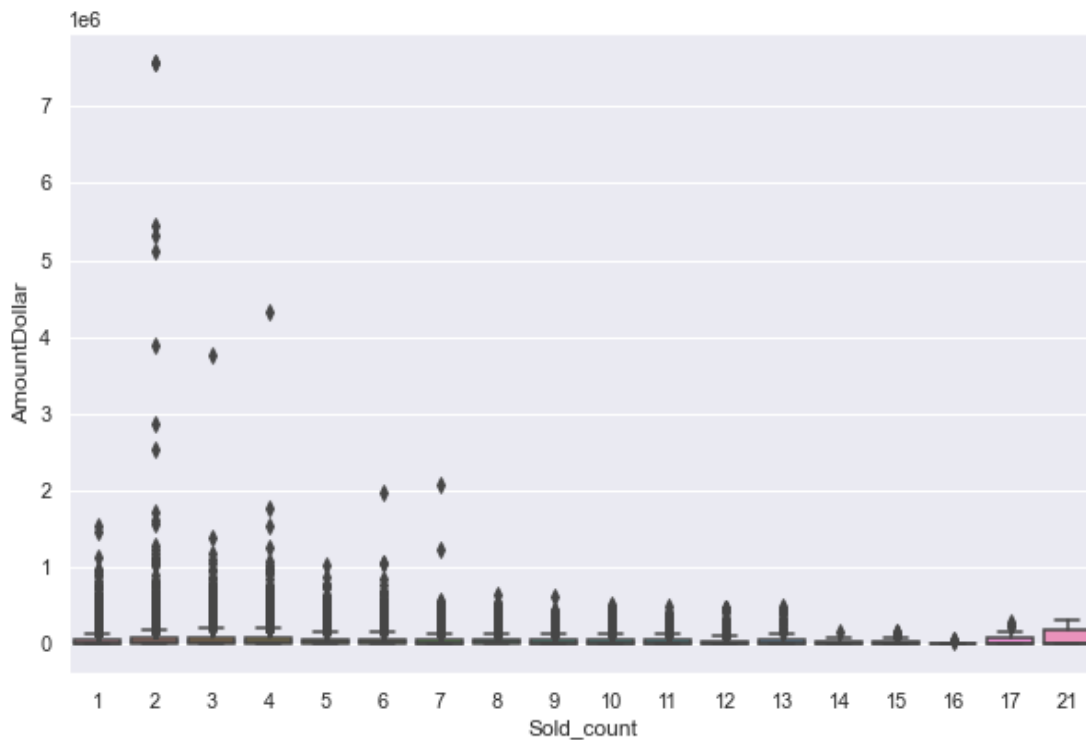


Gráfico 14: Cryptopunks agrupados por número de ventas(*Sold_count*) vs valor cada venta en dólares

En un test de hipótesis, los grupos de cryptopunks fueron divididos en dos: aquellos con más de siete ventas ("*Sold_count*">7) y otro con siete ventas o menos. Cuando se hace un test de hipótesis con todas las operaciones de venta y otro solamente con las últimas ventas de cada cryptopunk, la hipótesis nula de que todos los valores medios de ventas son iguales es rechazada con valores muy por debajo del límite establecido de 0,05 para el valor de p ($p = 9 \times 10^{-5}$ y $p = 2 \times 10^{-9}$, respectivamente). Este resultado nos indica que los cryptopunks con un mayor histórico de ventas tienen una media de valores diversa del total de ventas.

Quizás los ciberpunks con más liquidez son más indicados para inversiones, ya que parecen ser más atractivos para los inversores hasta este momento y tienen una rango de valores históricos con menos dispersión. De esta forma, es posible que el comprador tenga más información para definir un valor de compra justo si le interesa hacer una puja por un determinado cryptopunk.

3.7.- Análisis de las posibles diferencias de precios

A partir de la información relativa a los tipos de piel, se ha profundizado en el estudio de las posibles diferencias de precios que pudieran tener los cryptopunks de tipo “Male” o “Female”, con 1 - 5 rasgos y que han sido objeto de más de 7 transacciones de venta.

En el tópico 3.5.2, es mencionado que los cryptopunks con 0, 6, 7 o 9 rasgos significan un porcentaje muy residual sobre el total. Los cryptopunks con número de rasgos entre 1 y 5 representan 99,23% del total de cryptopunks y serán los únicos incluidos en este análisis.

Además, conforme ya explicado en el tópico 3.4.5, los datos correspondientes a los tipos residuales serán despreciados. Este estudio ha tratado los valores de los distintos atributos que presentan los dos grupos mayoritarios (“Male” y “Female” son el 98,76 %) para evitar distorsiones de los grupos residuales.

Primeramente han sido desarrollados Tests de Hipótesis para obtener informaciones respecto a las transacciones de los punks que pertenecen al grupo de “Male” o “Female”. La hipótesis nula era de que el valor medio de venta de todos los cryptopunks era el mismo. La alternativa era de que no era el mismo y para eso miramos el valor medio para los “Male” y “Female”. La hipótesis nula fue rechazada en un T-test para un grupo de valores y en con ANOVA (“Analysis of Variance Test”), ambos con p alrededor de 0,017. Cuando se analiza los subgrupos de piel (“skin”) en “Males” y “Females, solamente los cryptopunks “Dark-skinned” y “Mid-skinned” tienen una distribución (ANOVA) similar al grupo principal. Los otros subgrupos que fueron considerados en el análisis (Light-skinned, Albino-skinned y con rasgos entre 1 y 5) suelen tener distribuciones distintas. Esto puede indicar que hay diferencias entre los algunos subgrupos. Los resultados estadísticos de los tests y los datos estadísticos de los subgrupos estudiados están resumidos en las tablas 20 y 21, respectivamente.

Subgrupo	<i>p-valor</i>	<i>Test-T</i>
Dark-skinned	0,649	0,208
Mid-skinned	0,198	1,660
Light-skinned	0,017	5,716
Albino	0,029	4,744
“traits_count”	0,002	14,512

Tabla 20: Resultados estadísticos - Tests de Hipótesis

	Male&Female	Dark-skinned	Light-skinned	Mid-skinned	Albino-skinned	Rasgos 1 a 5
count	12398.00	5880.00	5468.00	5292.00	1638.00	18167.00
mean	64615.85	63781.47	60076.64	67551.04	70285.83	64018.93
std	114712.67	117653.08	110486.75	118359.68	116091.04	114371.24
min	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
25%	372.25	383.00	301.00	432.25	681.50	375.00
50%	28240.00	22206.00	20661.00	29329.00	35021.00	27085.00
75%	69026.00	66332.00	66148.75	71683.25	73515.50	68318.00
max	1620000.00	2870000.00	1570000.00	1620000.00	1050000.00	2870000.00

Tabla 21: Resultados estadísticos - Subgrupos de los tests de hipótesis

Los resultados de la desviación estándar indican que la varianza es alta en los subgrupos estudiados e indican que los datos son dispersos dentro del propio subgrupo.

En seguida, han sido utilizados algoritmos de clustering para aprendizaje no supervisado (K-means) para identificar posibles grupos de características similares. Para eso, fueron utilizadas las siguientes librerías para Python: *KMeans*, *KneeLocator*, *Silhouette_score*, *Axes3D*, *OneHotEncoder*, *StandardScaler*, entre otras. También fueron medidas algunas características del clustering: Análisis de Silhouette y Elbow.

3.8.-Clustering.Definición de clusters y sus características.

3.8.1.- Algoritmo utilizado.

Para llevar a cabo el clustering se ha utilizado la librería “scikit-learn”. Es una biblioteca para aprendizaje automático de software libre para el lenguaje de programación Python.¹ Incluye varios algoritmos de clasificación, regresión y análisis de grupos entre los cuales están máquinas de vectores de soporte, bosques aleatorios, Gradient boosting, K-means y DBSCAN. Está diseñada para interoperar con las bibliotecas numéricas y científicas NumPy y SciPy.

El algoritmo utilizado es el KMeans, que es una agrupación de datos de uso común para realizar tareas de aprendizaje sin supervisión.

3.8.2.-Resultados de clustering.

Para el análisis de clustering, el primer paso ha sido seleccionar aquellas variables más oportunas para conseguir la definición de los clusters.

Igualmente, una vez definidas, han sido sometidas a un tratamiento específico que permite al algoritmo K-Means ser más eficiente.

Algunas como el número de rasgos (“traits_count” y el beneficio en porcentaje (“profit_pcent”) de la última operación de venta de cada cryptopunk; han sido normalizadas con la función “StandardScaler()”, de manera que el conjunto de valores de cada una de las variables quedará con una media igual a 0 y una desviación típica igual a 1.

Otras como el tipo de piel (“skin”) y el tipo de cryptopunk (“tipus”) han sido convertidas en variables binarias con la función “OneHotEncoder ()”.

El DataFrame de partida para el clustering es el siguiente:

	idCryptoPunk	traits_count	profit_pcent	tipus_Female	tipus_Male	skin_Albedo-skinned	skin_Dark-skinned	skin_Light-skinned	skin_Mid-skinned
0	0	1.44	-0.04	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00
1	1	-1.02	-0.04	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00
2	14	0.21	-0.04	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
4	53	-1.02	-0.04	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
5	89	-2.24	-0.04	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
...
6335	9976	-1.02	-0.04	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
6336	9979	1.44	-0.04	0.00	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00
6337	9980	1.44	-0.04	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00
6340	9990	-1.02	-0.04	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00
6342	9998	0.21	-0.04	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00

Figura 5: DataFrame para realizar el clustering.

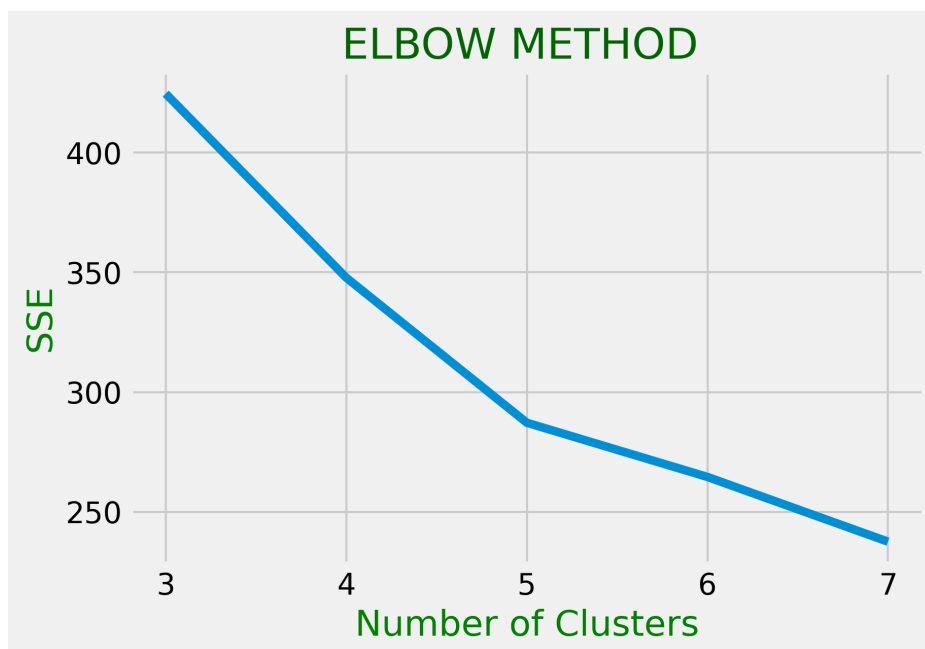


Gráfico 15: Evaluación del número ideal de clusters para algoritmo K-Means

A partir del estudio del método “Elbow” (codo en Inglés), decidimos llevar a cabo el algoritmo de agrupación, clustering, con 5 clusters.

La métrica “Silhouette score” que mide la bondad del resultado obtenido, inicialmente arroja un resultado de 0,36 que no es el deseado.

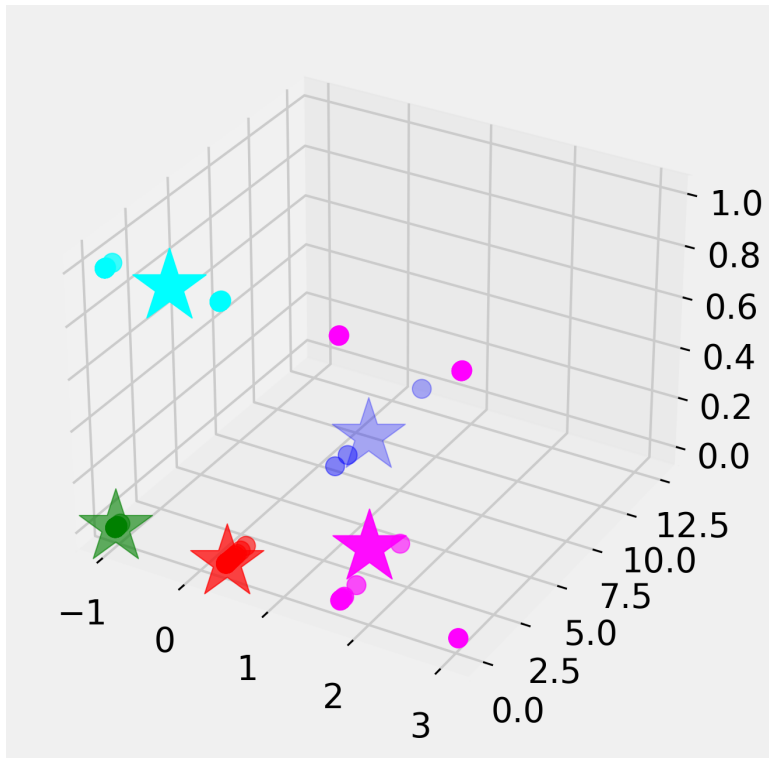


Gráfico 16: Visualización en 3D de los clusters obtenidos.

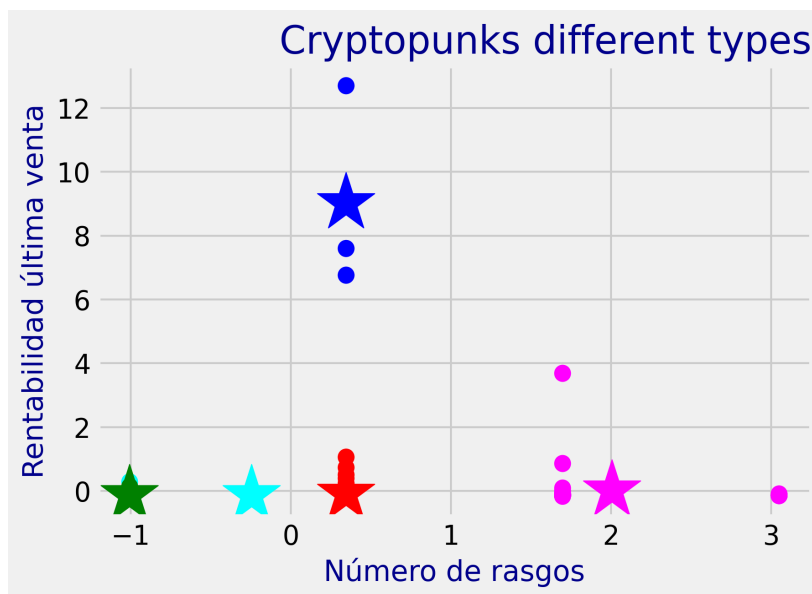


Gráfico 17 : visualización en 2D de los clusters según rasgos y rentabilidad.

cluster	0	1	2	3	4
cryptopunks	101	92	3	55	35

Tabla 21: distribución de los cryptopunks por clusters.

Para mejorar el resultado, aplicamos un proceso de PCA (“principal components analysis”), que es una técnica estadística ampliamente utilizada para la reducción de dimensiones no supervisada.

Con la reducción a 2 dimensiones del total de las originales (8), el porcentaje de varianza del total de de variables anterior, explicado por cada una de las componentes principales (que proporciona la función “pca.explained_variance_ratio_”, es del 35,15 % y del 30,80 % respectivamente)

Es entonces cuando el silhouette Score alcanza un valor de 0,87 que es adecuado.

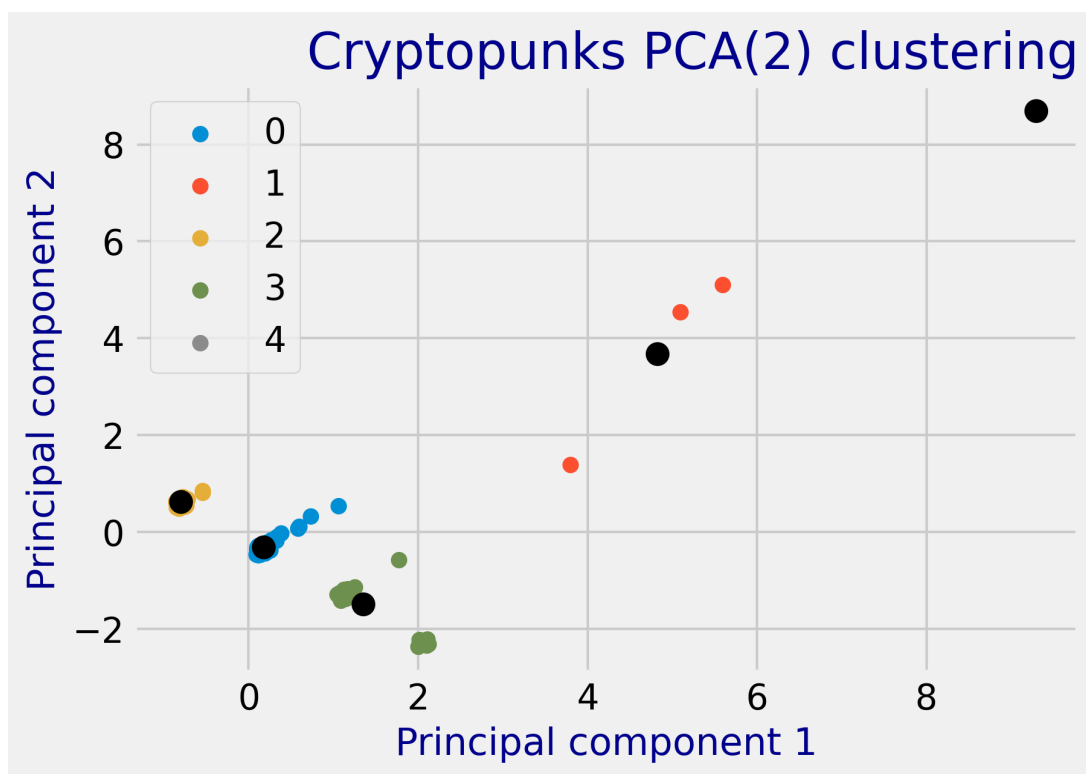


Gráfico 18: definición gráfica de los 5 clusters resultantes según el PCA.

cluster	0	1	2	3	4
cryptopunks	132	3	116	34	1

Tabla 22: distribución de los cryptopunks por clusters.

Por tal de saber qué características tienen los cryptopunks agrupados en cada cluster, hemos hecho uso de la función “pairwise_distances_argmin_min(kmeans.cluster_centers_, df)”, que permite conocer los elementos más cercanos al centroide de cada cluster.

De manera que identificándolos por su id (“idCryptoPunk”), podremos comprobar qué características son las que definen a cada cluster.

idCryptoPunk	rarity_rank	tipus	skin	traits_count	Sold_count	profit_pcent
2023	3790	Male	Mid-skinned	3	8	334.83
6130	6039	Male	Light-skinned	2	8	0.79
7181	6523	Male	Mid-skinned	3	8	622.66
8696	1914	Male	Light-skinned	3	10	2.54
6200	5814	Female	Mid-skinned	4	12	0.05

Tabla 23 : cryptopunks más cercanos a cada uno de los clusters y características.

Aquí tenemos pues identificados los cryptopunks que debido a sus características, están más cercanos a los centroides de cada cluster.

4.- CONCLUSIONES

Una vez terminado el análisis de la información correspondiente a los tipos de cryptopunks absolutamente mayoritarios (“Male” y “Female”), que constituyen el 98,79 % del total, podemos afirmar que no existen diferencias estadísticamente significativas de precio entre los distintos tipos de piel.

En cualquier caso, el análisis de clustering pone de manifiesto, que los cryptopunks que tienen una mayor rentabilidad debido a su última operación de venta, son los de tipo “Male” con piel “Mid-skinned” y 3 rasgos (“traits_count”).

Además, a partir del análisis del número de ventas de cada cryptopunk, podemos afirmar que los cryptopunks con más liquidez son los más indicados para los inversores. Estos parecen ser más atractivos hasta este momento dado su número de transacciones, y tienen una rango de valores históricos con menos dispersión. De esta forma, es posible que el comprador tenga más información para definir un valor de compra justo si le interesa hacer una puja por un determinado cryptopunk.

5-REFERENCIAS

Se aportan los enlaces a noticias de distintos medios internacionales de reconocida solvencia, referidas al mercado de los NFT y de los cryptopunks en particular.

- a) FINANCIAL TIMES.
<https://www.ft.com/content/f9c1422a-47c9-11e8-8c77-ff51caedcde6>
- b) BLOOMBERG.
<https://www.bloomberg.com/news/articles/2021-03-08/bitcoin-btc-mania-boosts-crypto-art-such-as-a-lebron-video-are-nfts-worth-it>
- c) NEW YORK TIMES.
<https://www.nytimes.com/2018/01/13/arts/cryptocurrency-art-market.html>
- d) CHRISTIE’S LONDON.
<https://www.christies.com/exhibitions/2018/art-and-tech-summit-exploring-blockchain>