

# Análisis del Mercado de los CryptoPunks

Marta L. Roldan  
Pau Gómez  
Pol Sans

## *Abstract*

El mercado de los CryptoPunks ha llamado mucha atención mediática recientemente por transacciones millonarias. En cambio, al examinar de más cerca los datos se dibuja un mercado muy desigual, concentrado en pocos propietarios y donde los claros ganadores son los inversores iniciales. Muchos inversores han depositado millones de dólares en este mercado, aunque su sostenibilidad está en duda: los beneficios dependen de un constante aumento de precios. En cuanto a las causas internas que determinan los precios, no se ha encontrado característica determinante para sugerir un Punk altamente valorado, lo que indica a un mercado aleatorio y sin normas claras. Tan sólo algunos tipos (alien, zombie) y altos índices de rareza ven valores extremos de compra, pero no se puede determinar un vínculo de causalidad. El mercado es también muy sensible a compras mediáticas, por lo que la estabilidad de precios y la liquidez no están garantizadas.

# Índice

<b>1 - ¿Qué son los CryptoPunks?</b>	<b>3</b>
Historia de los CryptoPunks	3
<b>2 - Características del mercado</b>	<b>4</b>
Características de los Punks	4
Características de las transacciones	4
<b>3 - Estructura del proyecto</b>	<b>5</b>
Objetivo	5
Método	5
Diseño de la base de datos	5
<b>4 - Análisis descriptivo</b>	<b>6</b>
Análisis según CryptoPunks	6
Tipos y pieles	6
Características	8
Precio	9
Características de transacciones	12
Análisis según propietarios	15
<b>5 - Análisis predictivo</b>	<b>17</b>
Dataframe	17
Consideraciones	17
Análisis no supervisado	18
Análisis causal	20
<b>6 - Conclusiones</b>	<b>23</b>
<b>7 - Referencias y fuentes:</b>	<b>27</b>

# 1 - ¿Qué son los CryptoPunks?

Los CryptoPunks son una colección de Non-Fungible Token (NFT) formada por 10.000 ilustraciones digitales, que pueden ser compradas y vendidas individualmente puramente a través de interacciones digitales. En los últimos meses han experimentado un aumento significativo de precios, llegando a alcanzar los millones de dólares por transacción.

Forman parte de una colección de bienes (assets) más grandes: los NFT, que parten de la tecnología crypto. Gracias a ésta, el propietario de un bien crypto es fácilmente identificable por todos los usuarios de la red, lo que añade un factor de escasez a los ficheros digitales con infinita y gratuita reproducibilidad. Ésta escasez es lo que le da su valor de intercambio: cada CryptoPunk sólo puede tener un sólo propietario en un mismo momento, conocido por todo el mundo. Los certificados de propiedad quedan registrados en el blockchain, que es prácticamente imposible de falsificar ya que el código en cuestión es mantenido por miles de computadoras alrededor del mundo; en concreto, está almacenado en el blockchain de Ethereum, lo que hace que todas las transacciones de compraventa estén denominadas en esta criptomoneda.

El precio de los CryptoPunks, y del espacio NFT y crypto en general se ha disparado con especial virulencia durante el año 2021, por lo que el interés en este tipo de bienes forma parte de una tendencia más grande.

¿Qué diferencia los CryptoPunks de otros NFTs? Básicamente fueron los primeros que consiguieron que el arte digital formase parte de los objetos coleccionables tradicionales. Pero realmente, ¿qué hace que la gente compre arte digital no convencional basado en píxeles por el precio de una mansión? Otro factor que incrementa su valor percibido es el estatus de objeto de colección que le da el haber sido un objeto digital pionero en el espacio crypto.

## Historia de los CryptoPunks

Los CryptoPunks son un excelente ejemplo del actual boom del mercado de los NFT. El camino desde los foros de nicho hasta las casas de subastas más antiguas ha sido increíblemente rápido. Christie's reconoció la tendencia con antelación, lanzando una exitosa venta de NFT tras otra. A día de hoy, obras de arte físicas y virtuales se venden por millones de dólares en formato NFT.

El proyecto fue iniciado por Matt Hall y John Watkinson a mediados de 2017, fundadores de la empresa de software Larva Labs, con sede en Nueva York, cuando crearon 10,000 imágenes de personas en 24x24 píxeles que distribuyeron a los miembros de la comunidad de las criptomonedas gratuitamente. Medio año después, el coste se disparó a varios miles de dólares, valor que hoy en día se ha disparado exponencialmente. Los CryptoPunks son algunos de los primeros NFT, dándoles un valor añadido extra por su escasez y significancia, que los diferencia de ideas posteriores como los CryptoKitties.

Esta colección de NFTs ha tenido diversos picos de popularidad y precio recientemente, en ocasiones causadas por la influencia de compras realizadas por personalidades relevantes, como deportistas americanos, la multinacional Visa o el empresario Gary Vaynerchuk.

## 2 - Características del mercado

### Características de los Punks

Los CryptoPunks son 10.000 en total, cada uno con un número asignado entre el #0 y el #9999. Al ser números únicos y ser imposible la creación de más unidades, la oferta de estos NFTs está limitada. Cada CryptoPunk consiste en una ilustración en 8 bits de una persona "punk" (*outsider*, *gamberro*), con sus características que lo diferencian del resto y su número de serie.

Cada CryptoPunk tiene una piel y un tipo, determinando su categoría general. Tan sólo existen 5 tipos y 7 pieles. Además, opcionalmente disponen un máximo de 9 accesorios sobre un total de 86. Una minoría de estos accesorios son accesorios ocultos, es decir, no visibles pero registrados como presentes.

### Características de las transacciones

Los CryptoPunks pueden cambiar de propietario a través de los diferentes tipos de transacciones. Excepto Transfer y Claim, el resto de operaciones tienen un valor asignado en términos de Ethereum (criptomoneda). Gracias a la tecnología blockchain, todas las transacciones son de acceso público y quedan registradas en el blockchain de Ethereum.

La primera operación de cada CryptoPunk es Claim, cuando su primer propietario se asignó uno de los 10.000 gratuitamente, mayoritariamente en 2017. A parte de Claim, la otra acción que se puede hacer sin coste explícito es Transfer, que no tiene un precio en Ethereum asignado; es decir, los propietarios son capaces de libremente regalar o transferir CryptoPunks.

El resto de transacciones monetarias pueden ser Offer o Bid, que si llegan a buen puerto terminarán con Sold y la eventual transferencia de la propiedad. Una Offer es un precio de venta público que el propietario revela y que cualquier usuario puede corresponder en cualquier momento. Al aportar tal cantidad el comprador, el CryptoPunk se transfiere automáticamente. Por contra, una Bid representa una subasta en que el vendedor sólo indica el valor inicial de ésta. Offers y Bids pueden ser retiradas por el vendedor en cualquier momento.

## 3 - Estructura del proyecto

### Objetivo

El objetivo de este proyecto es encontrar los motivos para las diferencias en precios entre los diferentes CryptoPunks, con tal de obtener una guía para la inversión futura. Para ello, se analizará el último precio de venta de cada Punk y se intentará estudiar qué variables predicen mejor esa característica.

### Método

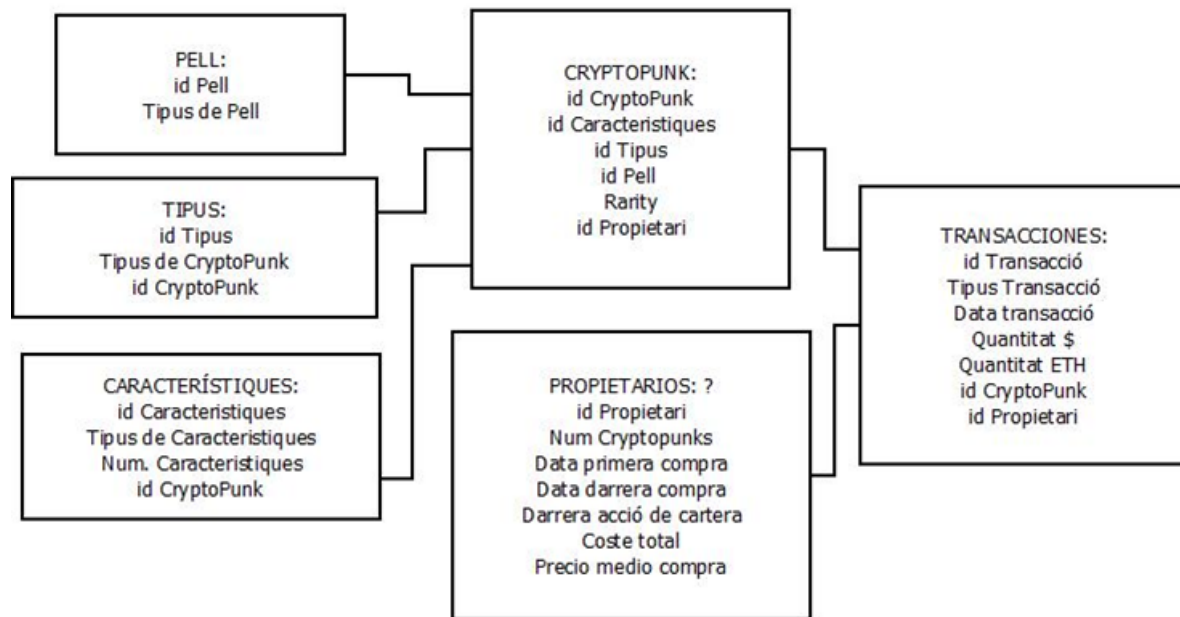
Para la obtención de datos, se ha realizado web scraping de las páginas LarvaLabs y DefyPunk mediante la librería de Python Selenium, ya que proveen información fiable y actualizada sobre cada CryptoPunk, sus transacciones y propietarios.

Posteriormente, se ha realizado un análisis descriptivo de los datos obtenidos con tal de obtener información relevante sobre el funcionamiento del mercado.

A continuación, se usaron métodos de Machine Learning no supervisado con tal de obtener posibles patrones ocultos al ojo humano y de interés para alcanzar el objetivo. Con estos resultados en mente, se realizaron métodos supervisados con tal de esclarecer la relación, si la hubiera, entre los CryptoPunks, sus precios y sus características.

### Diseño de la base de datos

Para facilitar la gestión y proceso de datos se ha creado un modelo de base de datos relacional con tres tablas principales: CryptoPunks, Propietarios y Transacciones. La tabla CryptoPunks comprende las 10.000 unidades con sus respectivas características, índice de rareza, propietario y tipo. Propietarios muestra principalmente los registros financieros de cada usuario y los CryptoPunks en propiedad, y la tabla Transacciones informa sobre todos los datos relevantes en cuanto a operaciones de cambio de propiedad. Como siempre que sea posible hay que normalizar los datos para evitar reiteraciones, hemos decidido crear las tablas Piel, Tipo y Características, que se unirá a la tabla CryptoPunk a través de la llave creada idCryptoPunk. Esta misma llave se creará en la tabla Transacciones, lo que nos hará posible la unión de las dos tablas principales y poder así seleccionar las variables con las que finalmente deseemos trabajar.



## 4 - Análisis descriptivo

### Análisis según CryptoPunks

#### Tipos y pieles

En ambos casos se aprecia la relación del número de Cryptopunk de un mismo tipo o piel sobre el precio de venta. Los más raros, principalmente aliens, monos y zombies experimentan los precios medios más altos, así como un número muy reducido de ejemplares tal como se observa en la figura 2. De esta manera, piel y tipo representan un tipo de categoría significativa a la hora de determinar el precio de un Punk.

#### Pieles

En la figura 1 observamos que los tipos de piel relacionados con los tipos Ape, Alien y Zombie son los que tienen un precio medio mucho más elevado y un porcentaje de representación con respecto al total de CryptoPunks muy bajo. Esta observación es coincidente con la figura número 2.

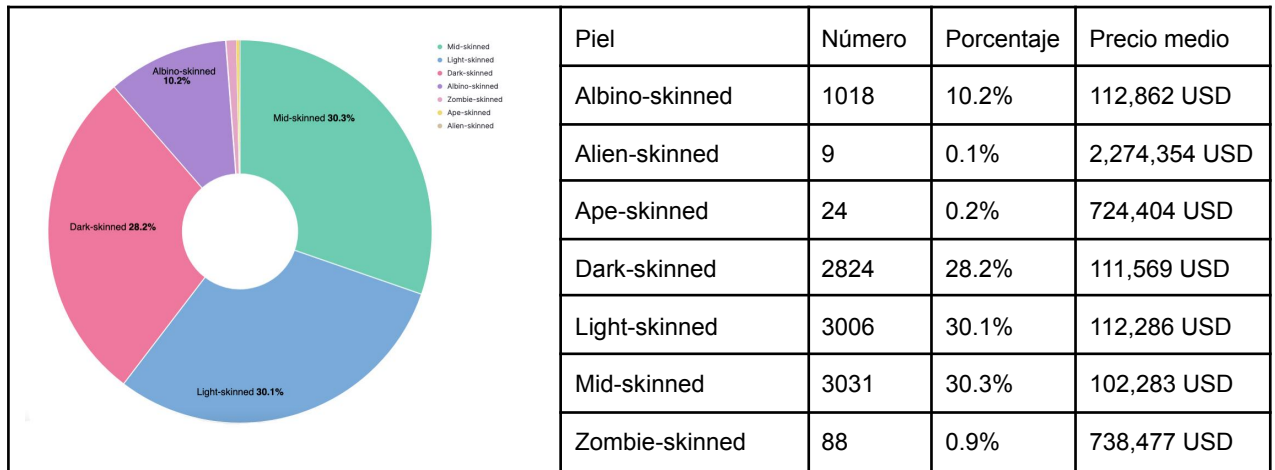


Figura 1: distribución de CryptoPunks según piel y precio medio

## Tipos

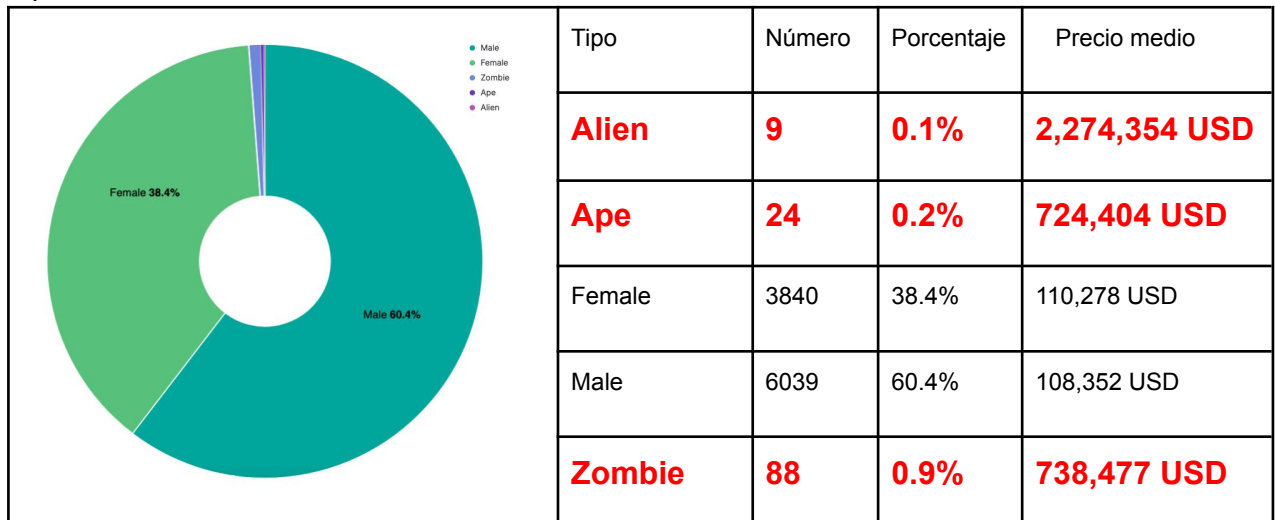


Figura 2: distribución de CryptoPunks según tipo y precio medio

En la figura 2 observamos que los Tipos Alien, Ape y Zombie tienen un precio medio más elevado que los Tipos Male y Female. Es decir, en porcentaje, el 1,2% del total de CryptoPunks que representan los Tipos marcados en rojo (Ape, Alien y Zombie) desvirtúan el precio del total de CryptoPunks en caso de analizar el precio medio de los 10.000, por ejemplo. Este es un punto importante a la hora de enfocar el presente estudio: podemos considerar realizar el análisis predictivo solo con los Tipos Male y Female, o mantener todos los Tipos y eliminar los outliers por precio último de venta.

En la figura 3, cuando se considera la relación entre rareza y precio, se puede apreciar que los valores más extremos se pueden encontrar en los índices más altos de rareza, sugiriendo un potencial indicador de valor.

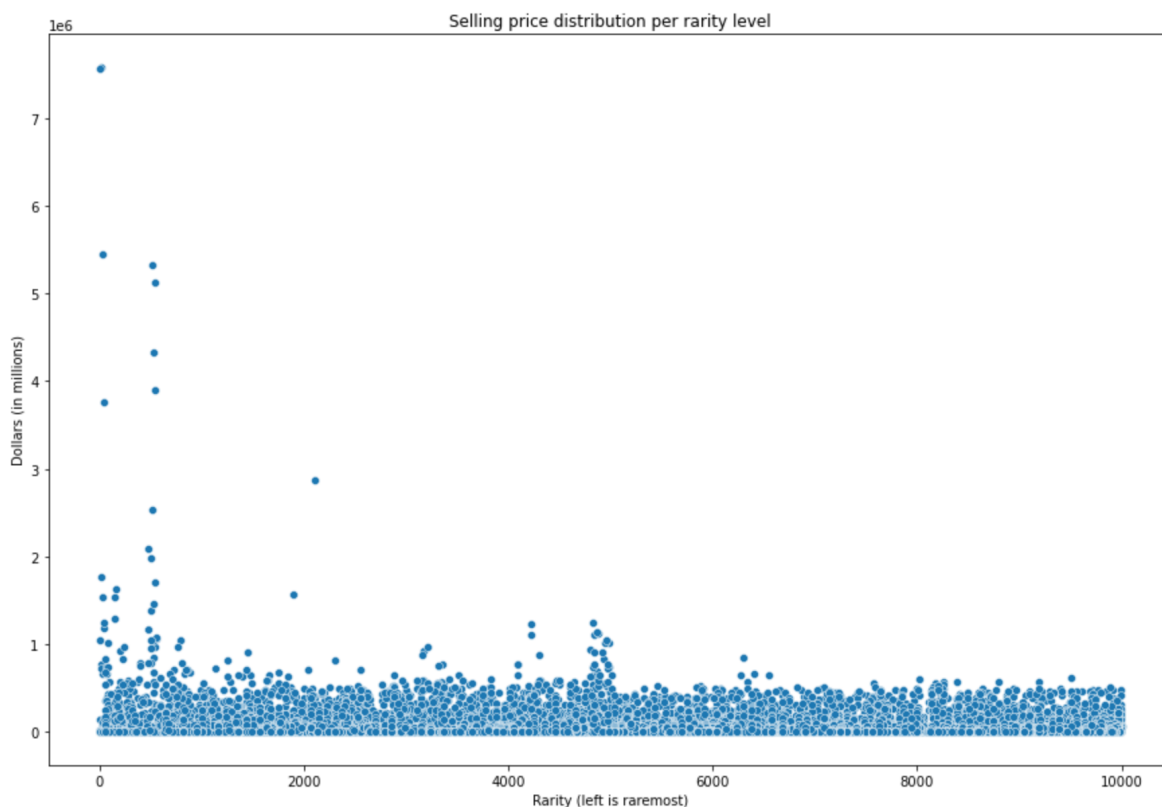


Figura 3: precio de venta según índice de rareza (izquierda = más raro)

## Características

De los 86 accesorios que puede tener cada CryptoPunk, esta es la distribución en porcentaje del número de características por ejemplar. Por tanto, el grupo de Punks más numeroso es el que tiene 3, 2 o 4 características. Los más raros son los valores extremos, es decir, o muchos o pocos atributos (9, 8, 0...), y por tanto más susceptibles de encontrar precios más elevados.

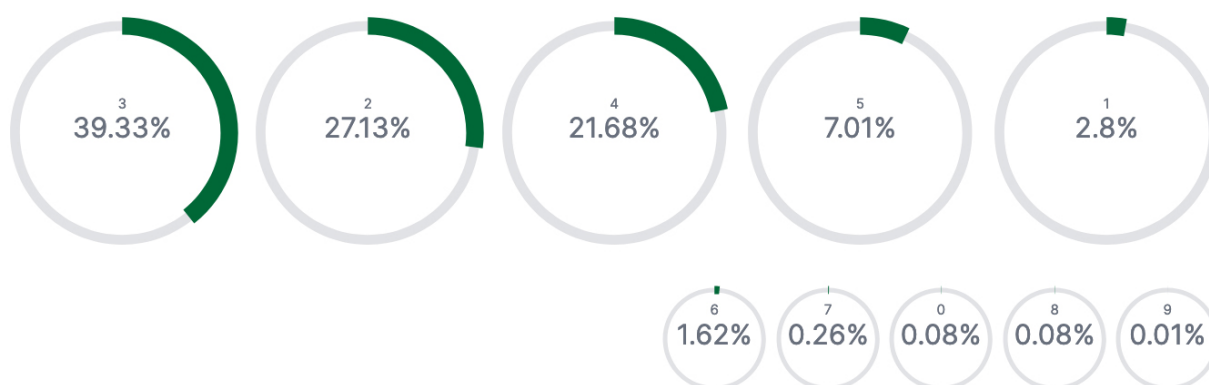


Figura 4: distribución de CryptoPunks según número de características



A continuación se expone análisis de precio según número de características, el cual revela unos precios más altos para los Punks con 0, 1 y 7 atributos. Sin embargo, no son diferencias de precio tan extremas como las apreciadas con los tipos y pieles.

En cuanto a la distribución de las características que tiene cada Cryptopunk, destaca que cada elemento suele encontrarse en pocos Punks. Los que existen más ejemplares son los atributos Earring, Mohawk o Cap. Especialmente raros son los atributos ocultos, entre los cuales el más común es el Hidden Earring.

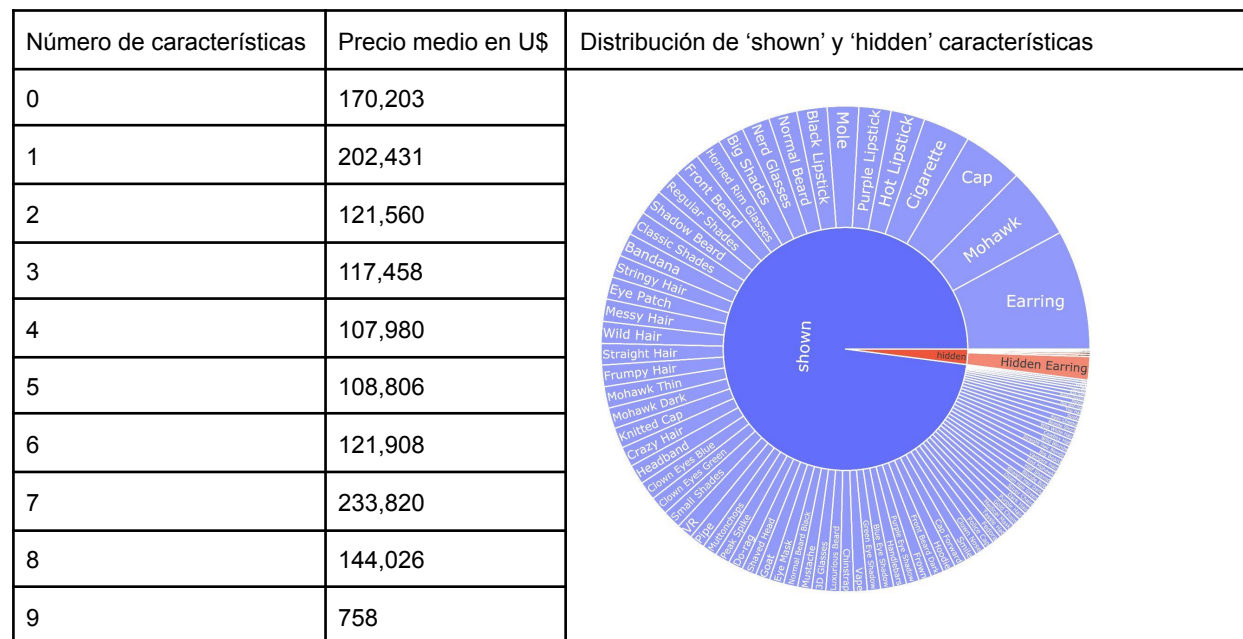


Figura 5: número de características según precio medio y distribución de características

## Precio

Hay un porcentaje relativamente alto de Cryptopunks que nunca se han vendido, más de un tercio, además de un número significativo con valores por debajo de los 500\$. En total, representan más de la mitad de los Punks.

Esta distribución de precios se aprecia en la gráfica de distribución de precios, que tiene un skew muy marcado a la derecha al igual que las pujas pero no tan significativo en las ofertas de precio de los propios vendedores.

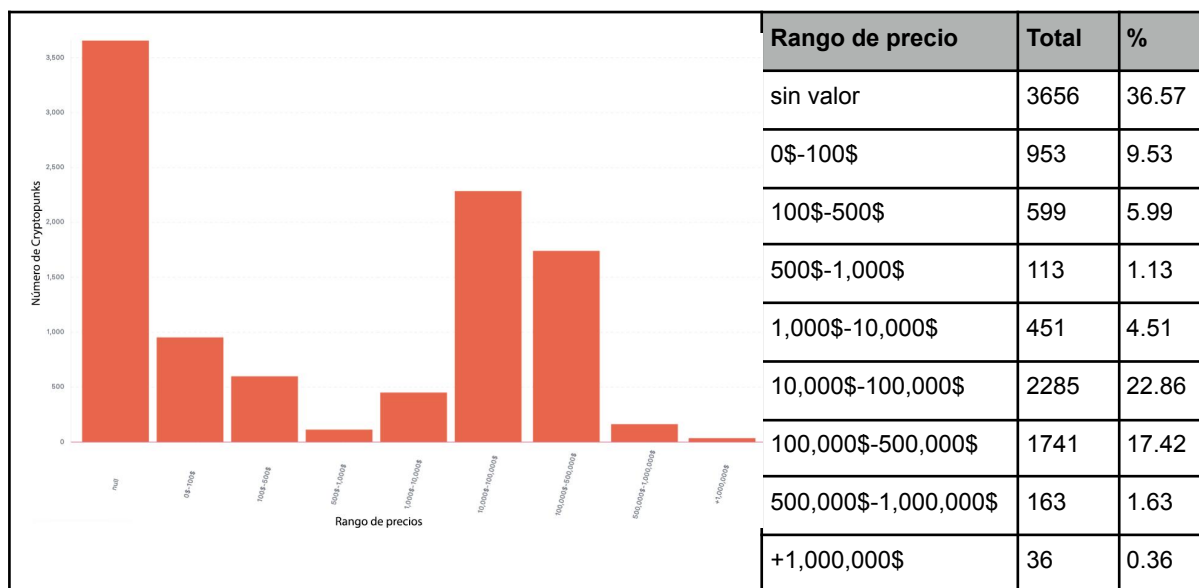


Figura 6: distribución de CryptoPunks según rango de precio

### Análisis de los 100 CryptoPunks con el precio de venta más elevado

Hemos considerado relevante analizar cuales son las características de los CryptoPunks que han tenido un precio de compra-venta más elevado. Destacar, por tanto, que en el análisis de este TOP 100 no se han considerado ni los traspasos ni las ofertas.

CryptoPunk	Rarity	Skin	Tipus	Traits	Amount ETH	Amount \$	Date
3100	15	Alien-Skinned	Alien	Headband	4,200	7,580,000	11/03/2021
7804	12	Alien-Skinned	Alien	Cap Forward, Pipe, Small Shades	4,200	7,570,000	11/03/2021
5213	33	Ape-Skinned	Ape	Gold Chain, Knitted Cap	2,250	5,450,000	30/07/2021
7252	512	Zombie-Skinned	Zombie	Chinstrap, Crazy Hair, Earring	1,600	5,330,000	24/08/2021
2338	537	Zombie-Skinned	Zombie	Mohawk Thin	1,500	4,320,000	06/08/2021
2140	50	Ape-Skinned	Ape	Knitted Cap, Small Shades	1,600	3,760,000	30/07/2021
8888	2107	Dark-Skinned	Female	Eye Mask, Red Mohawk	888	2,870,000	28/08/2021
7252	512	Zombie-Skinned	Zombie	Chinstrap, Crazy Hair, Earring	1,000	2,530,000	04/08/2021
3831	483	Zombie-Skinned	Zombie	Big Shades, Medical Mask, Vampire Hair	850	2,080,000	30/07/2021
6649	503	Zombie-Skinned	Zombie	Crazy Hair, Front Beard Dark	810	1,980,000	31/07/2021

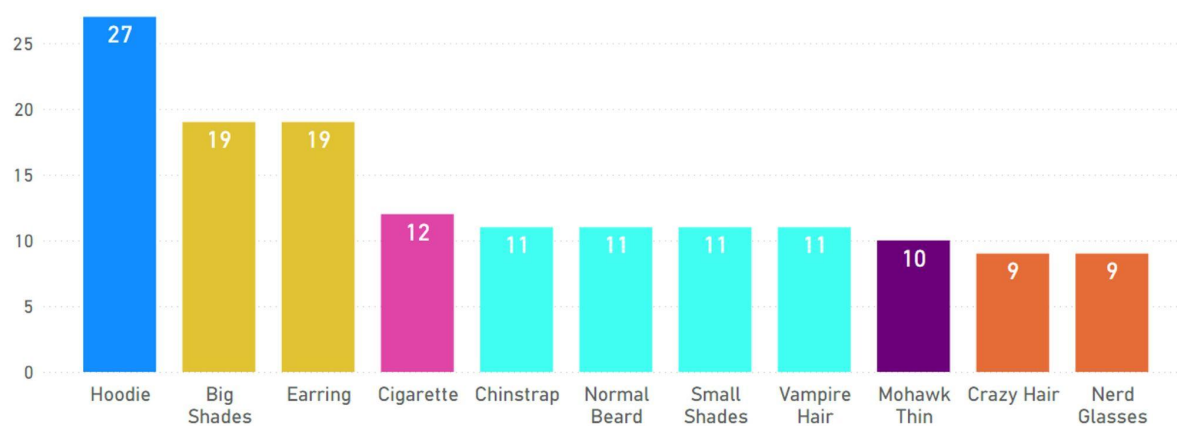
Figura 7: listado de los 10 CryptoPunks con mayor valor de venta actual

Por otro lado, en la tabla se puede observar que los CryptoPunks que han tenido un precio de venta más elevado tienen algo en común: su índice de rareza es bajo. Es decir, podemos

deducir una clara tendencia o correlación a que, cuando mayor es la rareza del CryptoPunk (índice más bajo), más probabilidades hay de que el precio de venta sea también más elevado.

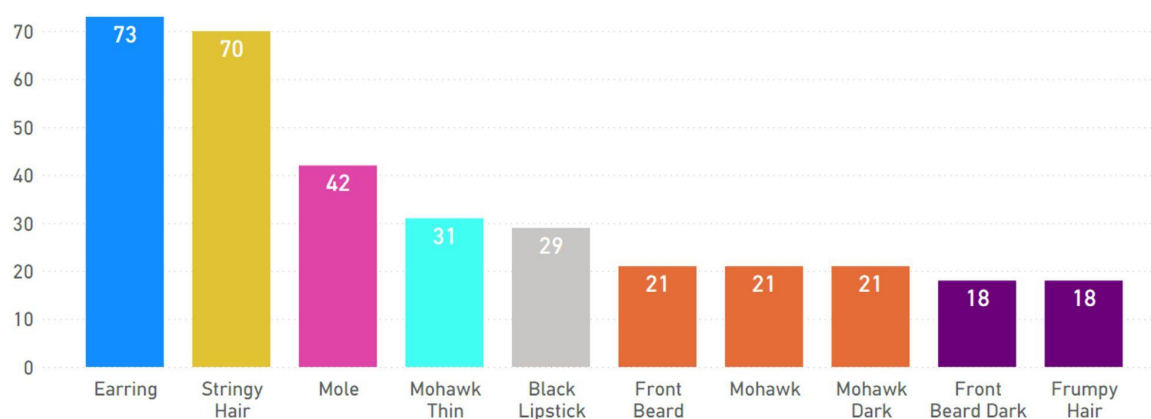
En las figuras 8 y 9, y especialmente antes de eliminar los outliers, nos ha parecido interesante analizar qué traits son los más comunes entre los 100 CryptoPunks que se han vendido más caros y los traits que se han vendido por valor cero. De entrada algunos traits sí se repiten, como por ejemplo Earring, que es uno de los traits más comunes entre los CryptoPunks de valor cero, al mismo tiempo es también el trait más común entre los 100 CryptoPunks con precio de venta más alto. Por tanto, de entrada, no observamos una correlación clara entre el número y el tipo de traits con su precio de venta.

**TOP 10 DE TRAITS MÁS COMUNES ENTRE LOS 100 CRYPTOPUNKS CON PRECIO DE VENTA MÁS ELEVADO (EN \$)**



*Figura 8: características más comunes entre los CryptoPunks vendidos más caros*

**TOP 10 DE TRAITS MÁS COMUNES ENTRE LOS CRYPTOPUNKS CON PRECIO DE VENTA A ZERO (EN \$)**



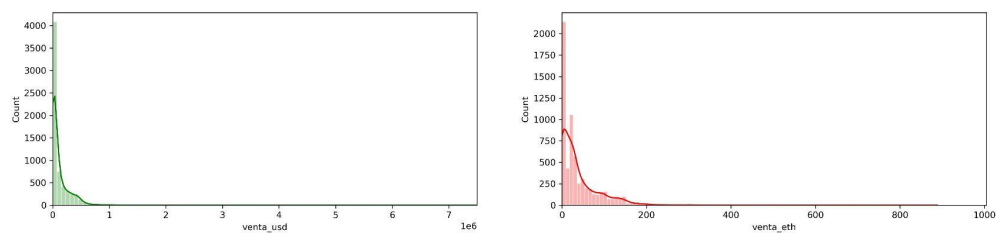
*Figura 9: características más comunes entre los CryptoPunks vendidos con valor 0.*

## Características de transacciones

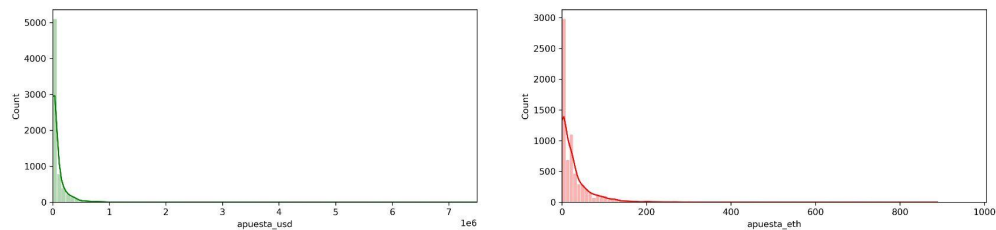
### Cantidad de transacciones según masa monetaria

La gran mayoría de transacciones observan valores inferiores al millón de dólares. Los tres tipos de transacciones se concentran en valores relativamente pequeños, lo que demuestra un mercado concentrado en precios alrededor de los miles.

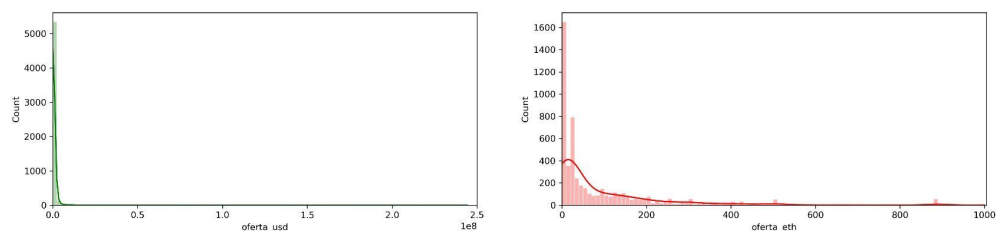
#### Ventas (en USD y ETH)



#### Pujas (en USD y ETH)



#### Ofertas (en USD y ETH)



*Figuras 10, 11 y 12: distribución de ventas, pujas y ofertas, respectivamente, según frecuencia y cantidades de dólares y éter*

### Según tipo de transacción

La evolución de los tipos de transacciones en el tiempo revela un mercado de ventas relativamente estable desde octubre de 2020, con picos de frecuencia y periodos de inactividad. Sin embargo, estos valores casi siempre están por encima de los vistos antes de esa misma fecha. En cuanto al número de ofertas, se puede apreciar un gran incremento en el año 2021, aunque no viene acompañado de un incremento proporcional de las ventas.

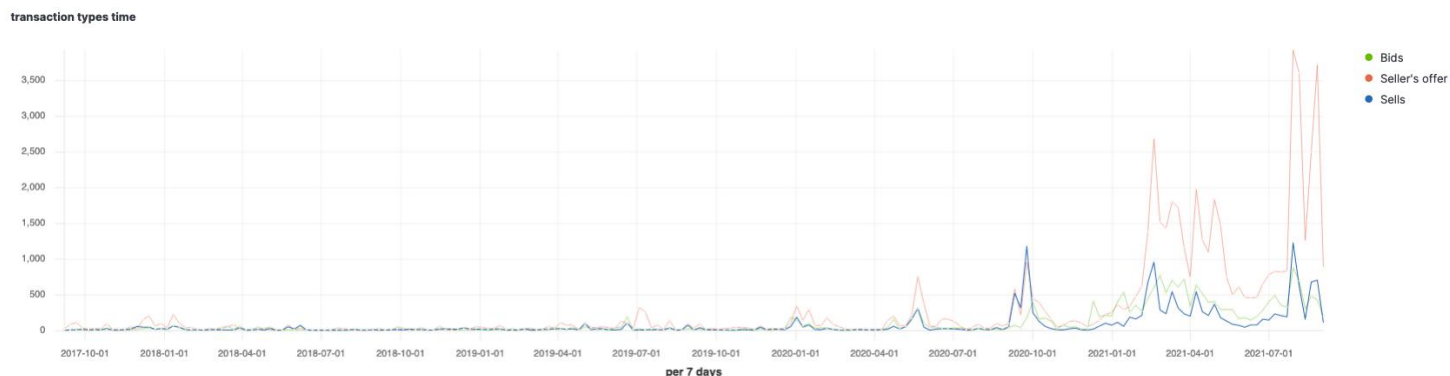


Figura 13: evolución de la frecuencia de los tipos de transacciones a través del tiempo

## Distribución de precios

Un gráfico de distribución de precios nos da información muy relevante sobre el mercado. En él, se observa que los valores máximos de ventas observan picos muy súbitos y extremos en comparación con el grueso del mercado. Más del 75% de valores se mantienen relativamente próximos entre ellos, y por debajo del millón de dólares. Sin embargo, el grueso de ofertas ha experimentado un incremento significativo en los últimos meses.

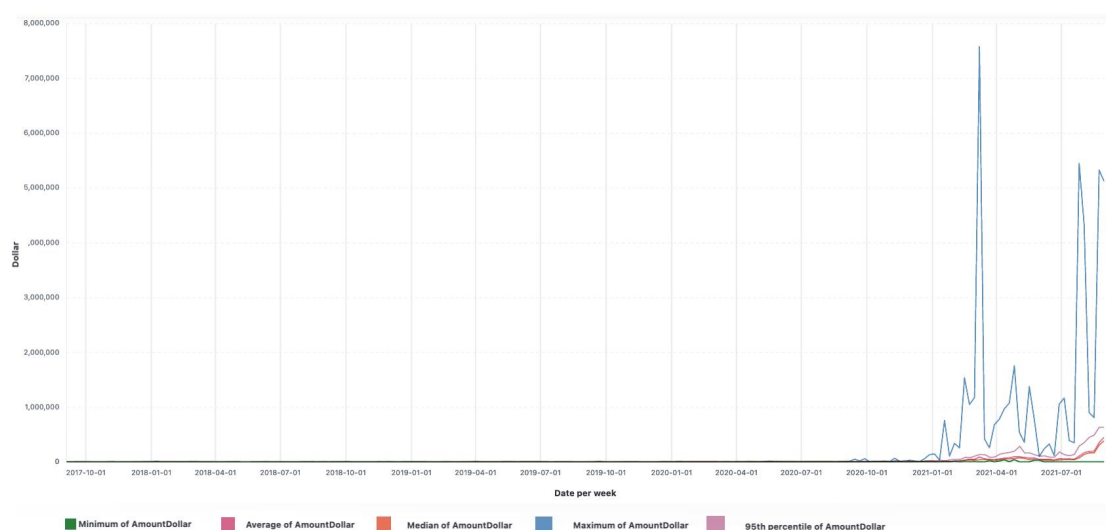


Figura 14: evolución de la distribución de ventas según precio en dólares a través del tiempo

Como hemos visto en la figura 6 y 13, desde marzo de 2021, el precio de los CryptoPunks ha alcanzado valores máximos que, como se muestra a continuación, nada tienen que ver con la aleatoriedad. El mismo día, y los días posteriores a los acontecimientos que se apuntan a continuación, generó un gran movimiento en el mercado de las NFT's:

- **11 de marzo de 2021.** El pasado 11 de marzo de 2021 el artista Beeple vendió la primera obra de crypto arte en la casa de subastas Christie's. La obra de Beeple alcanzó la increíble cifra de 69 millones de dólares. 2 meses después y en el marco

de la 21st Century Evening Sale, un lote de 9 CryptoPunks se vendían por casi 17 millones de dólares.

- **30 de julio de 2021.** 104 CryptoPunks ingresaron en un solo bloque de la red. La baliza fue encendida el viernes por el empresario Gary Vaynerchuk, quien compró un CryptoPunks por 1.600 Ethereums (\$3.7 millones). Ese mismo día, un inversor anónimo, llamado 0x650d, gastó 2.700 Ethereums (\$7 millones) en 80 CryptoPunks.
- **24 de agosto de 2021.** VISA se decanta por la compra de CryptoPunks el 18 de agosto, lo que genera un gran movimiento de compra-venta de CryptoPunks en los días posteriores.

### Punks por número de veces vendidos

El siguiente gráfico examina el número de veces que un CryptoPunk ha sido vendido en el mercado. La mayoría de éstos ha sido vendido tan sólo una o dos veces, y más del 75% de los Punks tienen muy poca circulación (4 o menos transacciones). Este estancamiento es aún más pronunciado si consideramos que un 36% de los Punks están excluidos de este gráfico ya que nunca han sido vendidos (ver Figura 5).

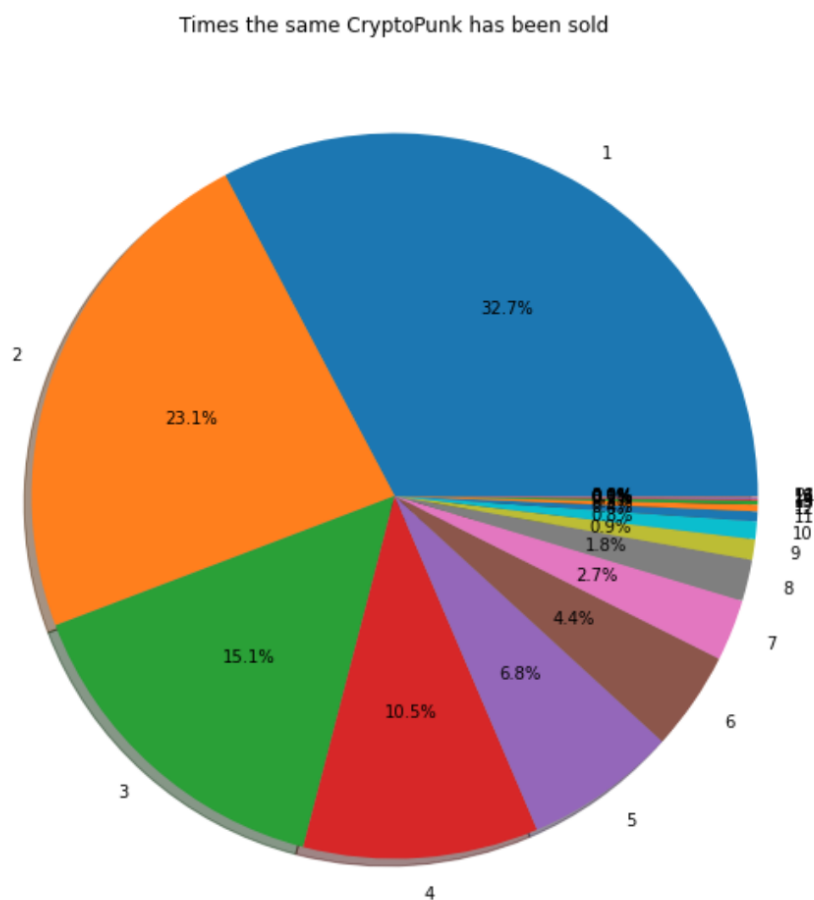


Figura 15: número de veces vendido sobre el total de Punks alguna vez vendidos

Al examinar los precios pagados la última vez que se compró cada Punk, la gran mayoría de los precios están por debajo de los 500,000\$. Los valores más grandes de 500k\$ son muy raros. Por tanto, la mayoría de los casos más notorios de compraventa representan valores minoritarios dentro del mercado de CryptoPunks.

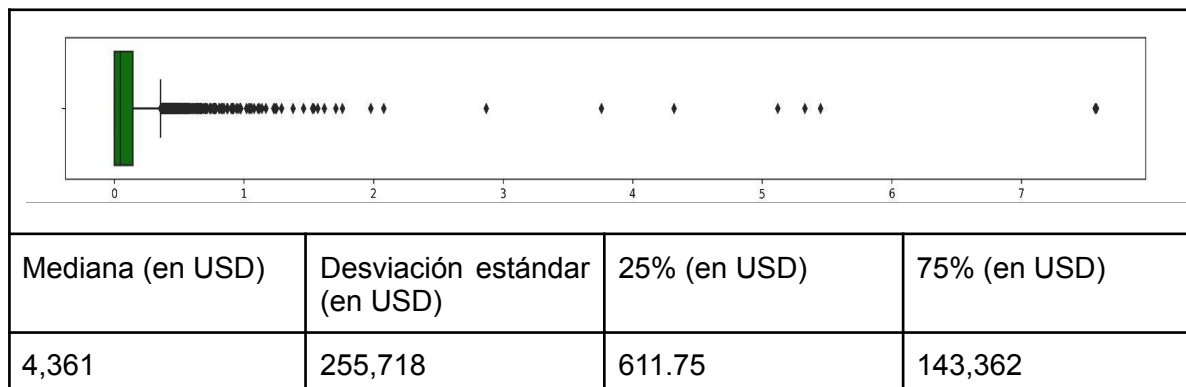


Figura 16: distribución de último precio pagado por Punk (en millones de dólares)

## Análisis según propietarios

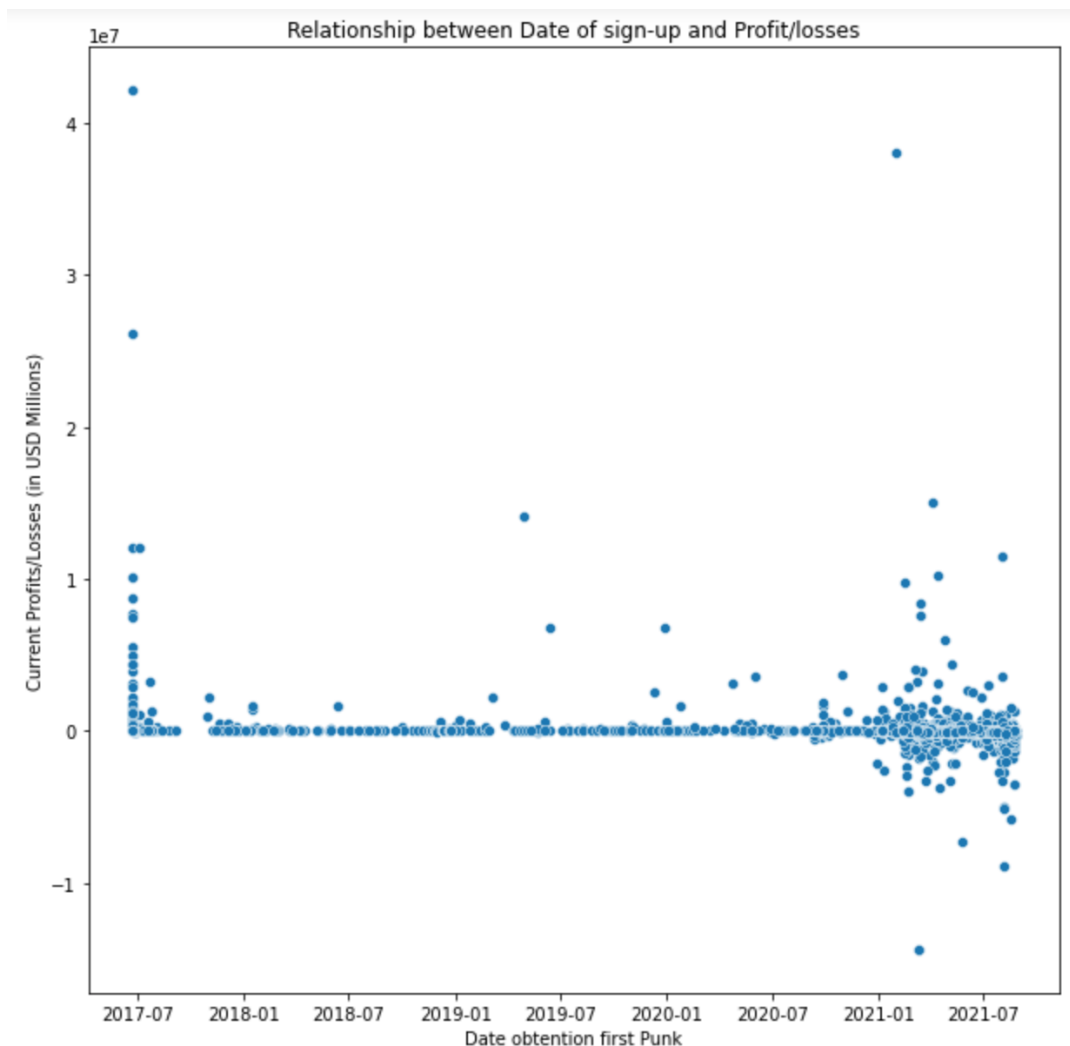
Una tabla de información básica sobre los actuales propietarios de CryptoPunks se muestra bastante reveladora. En primer lugar, están distribuidos muy desigualmente. Más de un 75% de los propietarios tienen dos o menos Punks, por lo que una pequeña minoría tiene un gran control sobre el mercado: podría indicar una potencial presencia de “whales”, o jugadores desmedidamente influyentes.

	CryptoPunks en propiedad	Dólares gastados	Dólares obtenidos	Beneficio actual en dólares
Media	3.272668	359,520.4	340,591.8	-28,928.56
Desviación estándar	14.425881	1,246,380	1,835,839	1,539,829
Cantidad mínima	1	0	0	-14,400,000
25%	1	0	0	-173,402
Mediana	1	77,873	0	-25,626
75%	2	305,086.5	45,341	0
Cantidad máxima	430	29,150,000	43,950,000	42,160,000

Figura 17: tabla de la distribución de CryptoPunks en propiedad y resultados financieros según propietarios

Una de las características del mercado de los CryptoPunks y mercados de NFTs emergentes en general es la desventaja entre los primeros propietarios y los que llegaron más tarde. Este es uno de esos casos: los primeros propietarios se hicieron con un Punk de manera gratuita, mientras que los compradores más recientes han tenido que desembolsar millones. En la gráfica siguiente se puede apreciar el beneficio (o pérdidas) actual comparado con la fecha en que se obtuvo el primer Punk.

En primer lugar, en términos de frecuencia se aprecia que un gran número de propietarios se iniciaron en el año actual, 2021, lo que indica un claro interés en este mercado. En segundo lugar, se puede apreciar que los primeros propietarios han sido los que más dinero han hecho con certeza: al no haber tenido que invertir ni un dólar, las ventas posteriores han inflado las cifras de beneficios. Por último, las conclusiones son más dispares en cuanto a los resultados de los nuevos propietarios: la balanza parece inclinarse hacia más beneficios que pérdidas, pero las pérdidas también pueden ser causadas por tratarse de carteras que aún no han empezado a vender sus activos.



*Figura 18: beneficios/pérdidas (en millones de dólares) por propietario según fecha de inscripción*



## 5 - Análisis predictivo

### Dataframe

Para la realización del análisis predictivo trabajamos con una tabla formada por 19 columnas y 6162 filas, correspondientes cada una a un CryptoPunk:

- idCryptoPunk: la llave única que permite unir las tablas. La columna ha sido eliminada antes de ejecutar el algoritmo para no afectar a su rendimiento
- Tipos: incluyen los 5 tipos (Alien, Ape, Zombie, Male y Female). Como se observa en el análisis descriptivo previo, Alien, Ape y Zombie, si bien no son representativos de la media y distorsionan los datos, su existencia no deja de ser una realidad, por lo que nos decantamos en reducir dicha distorsión a través del tratamiento de outliers (ver 'Consideraciones'). En el DataFrame final, cada tipo se representa como una columna binaria.
- Skin: Trabajamos con los 7 tipos de piel, siendo cada uno de ellos una variable binaria en el DataFrame. Los tipos de piel propios de los CryptoPunks que distorsionan los datos se reducen a igualmente con el tratamiento de outliers.
- Precio preventa: Precio de la penúltima venta en dólares, es decir, la penúltima transacción en que su TypeTransaction es Sold. Esto permite averiguar las ganancias en dólares de la última transacción de cada CryptoPunk que finaliza en venta real.
- Precio venta. Precio de la última venta, expresados en dólares.
- AmountDollar. Esta variable expresa las ganancias en dólares (diferencia entre precio de compra y venta) de las últimas dos transacciones de cada CryptoPunk que acaban en venta.
- Número de traits. Indica el número de características de cada CryptoPunk.
- Índice de rareza. Indica la rareza del CryptoPunk en un rango del 1 al 10.000. Lo consideramos un ranking dado, sin profundizar en dicha clasificación. De entrada se considera importante incluir dicha variable para nutrir el algoritmo por la relación observada en la figura 3, donde se observa la relación existente entre el precio de venta y el índice de rareza de la totalidad de los CryptoPunks.
- Número de ventas. Número de veces que un CryptoPunk ha sido vendido.

### Consideraciones

Los precios de referencia con los que se trabaja en el análisis predictivo se expresan solo en dólares. Se prescinde de los precios en Ethereum dada la alta fluctuación del precio de las NFT's y los precios en dólares son más entendibles para el público general. Entrar en el análisis de la fluctuación del precio entre Ethereum y dólar/euro no es el objeto del presente estudio.

Sólo se considera el tipo de transacción 'Sold' para nutrir el algoritmo. El resto de transacciones, como ofertas o subastas, se consideran más fruto de la volatilidad del

mercado y de la especulación, que de ofertas reales (ver figuras 10, 11, 12 y 13), y por tanto, no relevantes para nuestro estudio.

Para evitar que los casos extremos afecten el análisis predictivo, se eliminan ciertos outliers de la base de datos final. Son outliers aquellas transacciones de más de un millón de dólares, con el fin de evitar desviaciones extremas en el algoritmo predictivo, y al mismo tiempo, evitar la eliminación excesiva de datos. Estos datos representan menos del 1% de los CryptoPunks (ver Figura 6).

De la misma manera, los CryptoPunks que nunca han sido vendidos se eliminan del dataframe ante la imposibilidad de determinar las características afectando su precio. Este grupo supone algo más del 30% de los datos iniciales (ver Figura 6). Estas exclusiones se han llevado a cabo con tal de discernir los patrones que determinan el valor de los CryptoPunks en la población general.

Se ha considerado nutrir al algoritmo con la variable 'Tasa de Rentabilidad', ya que proporciona la realidad de la rentabilidad realmente obtenida (tener una ganancia alta no significa tener una rentabilidad alta, ya que el precio de compra también pudo ser alto). Dado que 2087 CryptoPunks tienen una preventa con precio 0, el cálculo de la Tasa de Rentabilidad genera 2087 valores infinitos, por lo que se decide prescindir de dicha variable.

Se prueba a ejecutar el algoritmo con una columna binaria de cada uno de los traits (95 columnas en total, incluidos los hidden traits). El silhouette score bajó a un 0.19, por lo que se decide prescindir de dichas variables, lo que está en línea con el análisis descriptivo que muestran las figuras 8 y 9.

## Análisis no supervisado

El uso de algoritmos de Machine Learning no supervisados puede servir para identificar patrones inidentificables al observador humano, descubriendo por tanto posibles determinantes de precio o rentabilidad imposibles de detectar con un simple análisis descriptivo. Tras probar diferentes métodos no supervisados, un método k-means de 7 clusters reveló el máximo de información, con una Silhouette Score de 0.63.

Breve descripción de los 7 clusters por cantidad de Cryptopunks y distribución básica

**Cluster 0:** Número de Cryptopunks: 653, todos female y Dark-skinned

**Cluster 1:** Número de Cryptopunks: 387, todos male y Albino-skinned

**Cluster 2:** Número de Cryptopunks: 1254, todos male y Light-skinned

**Cluster 3:** Número de Cryptopunks: 694, todos female y Mid-skinned

**Cluster 4:** Número de Cryptopunks: 1155, todos male y Dark-skinned

**Cluster 5:** Número de Cryptopunks: 1243, todos male y Mid-skinned

**Cluster 6:** Número de Cryptopunks: 922, alien, ape, female (sólo Albino-skinned) y zombie

	tipus_Alien	tipus_Ape	tipus_Female	tipus_Male	tipus_Zombie	skin_Aluno-skinned	skin_Dark-skinned	skin_Light-skinned	skin_Mid-skinned
Cluster									
0	0	0	653	0	0	0	653	0	0
1	0	0	0	387	0	387	0	0	0
2	0	0	0	1254	0	0	0	1254	0
3	0	0	694	0	0	0	0	0	694
4	0	0	0	1155	0	0	1155	0	0
5	0	0	0	1243	0	0	0	0	1243
6	5	13	869	0	35	215	0	654	0

Figura 19. Clusters obtenidos tras aplicar un algoritmo de agrupación k-means

Como se observa en la figura 19, se han obtenido 6 clusters entre los Tipos Male y Female, y un cluster (num. 6) que agrupa los Tipos Alien, Ape y Zombie, junto a algunos Female. Esto está en línea con el análisis descriptivo realizado al inicio del presente estudio (Figuras 1 y 2). El cluster número 6 tiene una media y una mediana sólo ligeramente superior al resto de clusters, por lo que la eliminación de outliers (y no de tipos) fue efectiva.

### Rentabilidad de los clusters

CLUSTER	Media	Máxima	Mínima	Mediana
0	63,091.86	691,939	-59,635	17,716
1	69,257.01	629,866	-38,250	17,666
2	65,720.57	901,932	-90,836	15,071
3	62,756.87	973,803	-116,947	18,440
4	62,820.54	913,863	-155,524	16,026
5	59,117.56	970,009	-138,938	17,282
6	71,857.32	954,650	-155,577	21,040

Figura 20. Rentabilidad última venta (en USD).

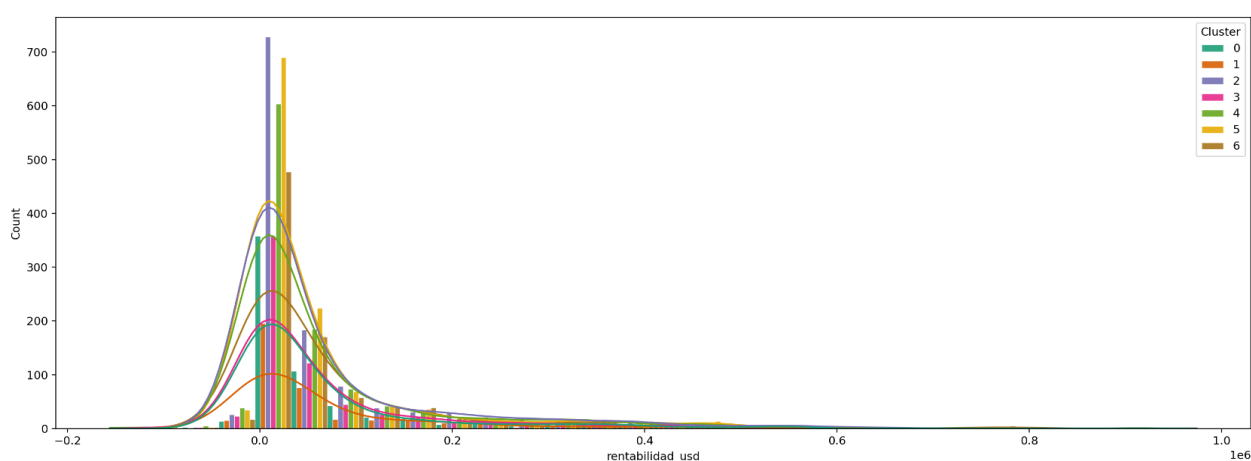


Figura 21. Histograma de rentabilidad por clúster

Se ha hecho un primer enfoque sobre los beneficios y no sobre el precio de venta porque es el interés final de toda inversión.

En las figuras 20 y 21 se muestran los datos de la rentabilidad (de la última venta) de los diferentes clústers. Aunque los datos parecen similares se puede considerar alguna diferencia que se desarrollará en el apartado de conclusiones.

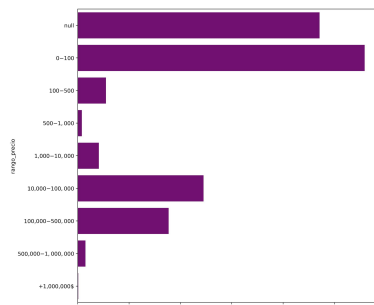


Figura 22a

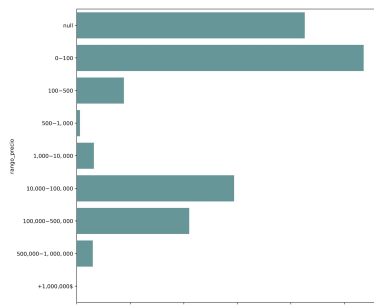


Figura 22b

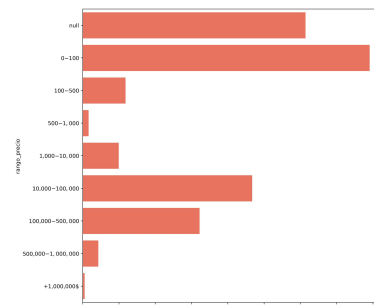


Figura 22c

### Clúster 0

**1572 CPs en total**

Un 30% (471 CPs) no se ha vendido nunca y 1 sobrepasó el millón en la última compra.

### Clúster 1

**811 CPs en total**

Un 26% (213 CPs) no se ha vendido nunca y ninguno sobrepasó el millón en la última compra.

### Clúster 2

**2475 CPs en total**

Un 25% (614 CPs) no se ha vendido nunca y 5 sobrepasaron el millón en la última compra.

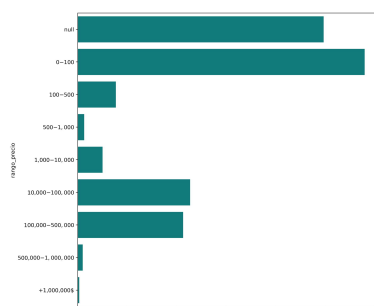


Figura 22d

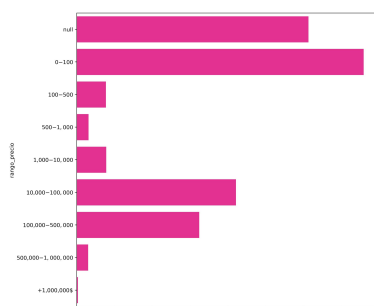


Figura 22e

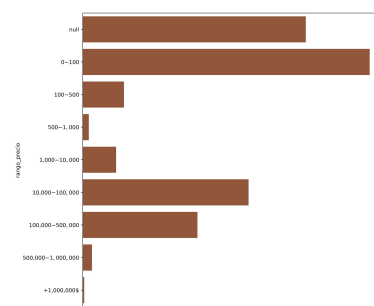


Figura 22f

### Clúster 3

**1670 CPs en total**

Un 30% (497 CPs) no se ha vendido nunca y 3 sobrepasaron el millón en la última compra.

### Clúster 4

**2336 CPs en total**

Un 26% (613 CPs) no se ha vendido nunca y 3 sobrepasaron el millón en la última compra.

### Clúster 5

**2483 CPs en total**

Un 25% (628 CPs) no se ha vendido nunca y 4 sobrepasaron el millón en la última compra.

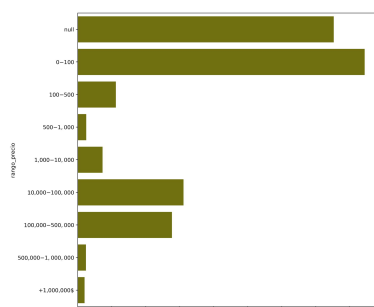


Figura 22g

### Clúster 6

**2439 CPs en total**

Un 30% (753 CPs) no se ha vendido nunca y 20 sobrepasaron el millón en la última compra.

Las figuras de 22a a 22g muestran la distribución de los últimos precios de compra de cada clúster sobre el total de los 10.000 CryptoPunks. No se aprecian diferencias significativas para poder descartar la hipótesis de que no hay diferencias entre los CryptoPunks pero sí matices, sobre todo en los clústers 1 y 6 que pueden influir en la toma de decisiones. En especial el primero, que agrupa un número muy bajo de CryptoPunks (811, comparado con la media de 2162 de los otros 6 clústers), es el menos ‘disperso’, el único con ninguna venta por encima del millón y el que tiene pérdidas menos destacables (un 6% sobre los que han tenido más de una venta, con una pérdida máxima de 38,250USD (39% de pérdida)). También tiene como característica un tipo de piel (Albino-skinned), aunque no exclusivo, sí poco frecuente. El clúster n.6 destaca por agrupar no sólo los tipos más raros sino por haber conseguido el mayor número de ventas por encima del millón de dólares pero también por tener la pérdida más elevada, 155,577USD (un 48% de pérdida) .

## Análisis causal

Se ha realizado un análisis ANOVA unidireccional con los clusters resultantes del análisis no supervisado. El objetivo de este método es identificar si existen diferencias significativas entre las distribuciones de los valores de los diferentes clusters, más específicamente, en relación al último precio de venta y rentabilidad. Un valor p inferior a 0.05 rechazaría la hipótesis nula, que consiste en la no diferencia entre los clusters.

Dado que cada cluster contiene diferentes cantidades de casos, la diferencia se ha debido imputar como si fueran valores nulos. Esto es debido a la necesidad de ANOVA de tener el mismo número de muestras en cada variable. Dependiendo de cómo se imputen se obtiene un valor menor o superior de validez estadística, lo que puede suponer una limitación para el análisis. La primera relación estudiada es entre los diferentes clusters y el último precio de venta en dólares.

Reemplazando NaNs con:	F-score	p-score
Media de la columna	2.9533474945171285	0.007010181844102753
Mediana de la columna	17.608762400176733	2.223983671508818e-20

Figura 23. Resultados del test ANOVA; variable objetivo: último precio de venta

También se ha realizado un test ANOVA sobre la relación entre los diferentes clusters y la rentabilidad de la última venta. Los resultados son los siguientes:

Reemplazando NaNs con:	F-score	p-score
Media de la columna	2.4380344747663147	0.023433893112453804
Mediana de la columna	17.66123493384489	1.9146669966000232e-20

Figura 24. Resultados del test ANOVA; variable objetivo: rentabilidad

Estos datos indican una diferencia estadísticamente significativa entre la medias de los clusters. Aun así, por la naturaleza del análisis ANOVA no se puede determinar cuál(es) son los clusters que se diferencian del resto. Debido a esto y al sesgo causado por la adición de valores artificiales (media o mediana), se realiza un test *post hoc* para estudiar más a fondo la relación entre variables. El test de Tukey HSD compara la diferencia entre todos los grupos y permite analizar una base de datos con grupos desiguales, eliminando por tanto el sesgo causado por el desequilibrio del número de componentes de los clusters.

En las figuras 25 y 26 se exponen los resultados del test de Tukey en relación al precio de venta y la rentabilidad. No se puede rechazar la hipótesis nula de no relación en ninguno de los casos, indicando la no existencia de patrones determinantes de precio. Este análisis también desacredita la ejecución previa de ANOVA, seguramente afectada por la imputación de los valores nulos. Como conclusión, no se aprecia ningún cluster que sea significativamente diferente al resto.

Según rentabilidad						
Grupo 1	Media	Grupo 2	Media	Diferencia (valor absoluto)	Valor p	Rechaza H0?
0	63,091.87	1	69,257.01	6,165.14	0.9	No
0	63,091.87	2	65,720.58	2,628.71	0.9	No
0	63,091.87	3	62,756.88	334.99	0.9	No
0	63,091.87	4	62,820.55	271.32	0.9	No
0	63,091.87	5	59,117.56	3,974.31	0.9	No
0	63,091.87	6	71,857.32	8,765.45	0.7483	No
1	69,257.01	2	65,720.58	3,536.43	0.9	No
1	69,257.01	3	62,756.88	6,500.13	0.9	No
1	69,257.01	4	62,820.55	6,436.46	0.9	No
1	69,257.01	5	59,117.56	10,139.45	0.7271	No
1	69,257.01	6	71,857.32	2,600.31	0.9	No
2	65,720.58	3	62,756.88	2,963.7	0.9	No
2	65,720.58	4	62,820.55	2,900.03	0.9	No
2	65,720.58	5	59,117.56	6,603.02	0.7739	No
2	65,720.58	6	71,857.32	6,136.74	0.891	No
3	62,756.88	4	62,820.55	63.67	0.9	No
3	62,756.88	5	59,117.56	3,639.32	0.9	No
3	62,756.88	6	71,857.32	9,100.44	0.6974	No
4	62,820.55	5	59,117.56	3,702.99	0.9	No

4	62,820.55	6	71,857.32	9,036.77	0.5825	No
5	59,117.56	6	71,857.32	12,739.76	0.1623	No

Figura 25. Resultados del test Tukey HSD para la rentabilidad

Según precio de venta						
Grupo 1	Media	Grupo 2	Media	Diferencia (valor absoluto)	Valor p	Rechaza H0?
0	105,748.95	1	111,541.61	5,792.66	0.9	No
0	105,748.95	2	107,278.66	1,529.71	0.9	No
0	105,748.95	3	99,348.22	6,400.73	0.9	No
0	105,748.95	4	109,366.31	3,617.36	0.9	No
0	105,748.95	5	97,401.79	8,347.16	0.7399	No
0	105,748.95	6	114,067.78	8,318.83	0.9	No
1	111,541.61	2	107,278.66	4,262.95	0.9	No
1	111,541.61	3	99,348.22	12,193.39	0.9	No
1	111,541.61	4	109,366.31	2,175.3	0.9	No
1	111,541.61	5	97,401.79	14,139.82	0.6954	No
1	111,541.61	6	114,067.78	2,526.17	0.9	No
2	107,278.66	3	99,348.22	7,930.44	0.9	No
2	107,278.66	4	109,366.31	2,087.65	0.9	No
2	107,278.66	5	97,401.79	9,876.87	0.7114	No
2	107,278.66	6	114,067.78	6,789.12	0.9	No
3	99,348.22	4	109,366.31	10,018.09	0.6466	No
3	99,348.22	5	97,401.79	1,946.43	0.9	No
3	99,348.22	6	114,067.78	14,719.56	0.5692	No
4	109,366.31	5	97,401.79	11,964.52	0.1941	No
4	109,366.31	6	114,067.78	4,701.47	0.9	No
5	97,401.79	6	114,067.78	16,665.99	0.1559	No

Figura 26. Resultados del test Tukey HSD para el precio de venta

## 6 - Conclusiones

El mercado de los CryptoPunks es un mercado con un alto atractivo para la inversión, especialmente por la evolución de precios observada desde marzo de 2021 (ver figura 14). Extraer claves para medir en qué CryptoPunks es mejor invertir o no es el objetivo de este informe, así como determinar el riesgo al que se exponen los inversores al apostar por este mercado.

Tras analizar los traits o características descriptivas de los CryptoPunks (95 en total contando los hidden traits) se concluye que éstos hasta ahora no han sido determinantes para definir el precio de los CryptoPunks y, por tanto, tener uno u otro trait no afecta a su valor. Es importante resaltar también que hay un 36% de CryptoPunks que todavía no han tenido ningún tipo de transacción y, por tanto, faltan datos para poder predecir por qué precio podrían venderse en un futuro hipotético. En el análisis descriptivo (figuras 8 y 9), ya se observa que se repiten varias de las características descriptivas entre los CryptoPunks con precio de venta más elevado y los CryptoPunks que han tenido un precio de venta cero. Nutriendo también el algoritmo con los 95 traits, éste empeoraba su rendimiento a menos de la mitad, por lo que se concluye que las características descriptivas de los CryptoPunks no son una variable importante para su clusterización.

Otra variable interesante es el ranking de rareza. Aunque inicialmente en el análisis descriptivo se considera la posibilidad de que dicho índice pueda influir en el precio de venta de un CryptoPunk (figura 3), una vez se limpian los datos de casos extremos no se percibe una relación clara y directa. Si bien algunos de los CryptoPunks más caros se consideran más raros, nuestro análisis no encuentra este índice determinante para definir el precio a futuro de un determinado CryptoPunk..

Posteriormente se ha realizado un análisis descriptivo de los Propietarios de los CryptoPunks. Existe una gran desigualdad entre la cifra en dólares que tuvieron que desembolsar algunos propietarios para apropiarse de un Punk y los usuarios más pioneros, que recibieron muchos CryptoPunks de manera gratuita. Muchos propietarios o bien han obtenido todos sus Punks cuando eran gratuitos o aún no los han vendido (ver figura 17), lo que puede indicar muchos usuarios inactivos hoy en día. También se aprecian cantidades realmente elevadas y desiguales en términos de capital invertido, ya que la gran mayoría de transacciones son de un valor reducido. Aún así, se puede apreciar un aumento de precio generalizado, incluso más allá de las transacciones extremas. De la misma manera, los Punks en circulación también se mueven de manera desigual: menos de un 75% han cambiado de manos más de 3 veces. Finalmente, muchos propietarios parecen haber perdido dinero hasta el momento, y en grandes cantidades, lo que podría indicar una gran burbuja especulativa o, por contra, una inversión a futuro.

Enlazando con el párrafo anterior, se realizan a continuación ciertas observaciones sobre los precios de los CryptoPunks y su rentabilidad. Ya en el análisis descriptivo se observa



una disparidad de precios considerable: desde CryptoPunks que han sido regalados, hasta algunos con precio de compra por 7,5 M. de dólares. Para mejorar las posibles agrupaciones, se ha eliminado la dispersión de precios (figuras 1 y 2) con el tratamiento de outliers. Dicho tratamiento se considera efectivo, dado que los clusters resultantes del análisis predictivo se agrupan en base al precio de la última venta y el tipo de piel. Sin embargo, dichos clusters no permiten realizar una predicción de precio de los CryptoPunks que todavía no están a la venta, por ejemplo. Se considera que para poder realizar un estudio de predicción de precios fiable, el mercado no es lo suficientemente maduro: sería conveniente que todos los CryptoPunks hubieran tenido al menos alguna transacción y/o tener un histórico de ventas más amplio en el tiempo.

Como se ha comentado en el apartado de Consideraciones del presente estudio, se ha analizado la tasa de rentabilidad de los CryptoPunks que habían tenido alguna venta. Sí se puede afirmar que hasta el día 8 de septiembre de 2021 (fecha de recopilación de los datos), el 92.72% de las las ventas han obtenido beneficio y, de éstas, el 71.76% han obtenido una tasa de rentabilidad superior al 50%. Se afirma así que hasta la fecha anteriormente señalada, las inversiones realizadas en el mercado de los CryptoPunks han generado una tasa de rentabilidad elevada para sus inversores. Sin embargo, el algoritmo no supervisado no es capaz de establecer una relación clara y que nos permita realizar predicciones a futuro entre esta tasa de rentabilidad y los traits, skin y/o tipos de CryptoPunks. A través del test de Tukey HSD (figuras 25 y 26), donde se analiza la relación entre precio de venta y rentabilidad, queda evidente la no existencia de patrones determinantes de precio. La alta volatilidad propia de los mercados NFTs también hace difícil establecer una relación entre tasas de rentabilidad pasadas y posibles tablas de rentabilidad futuras. Y se utiliza la palabra ‘posible’ ya que no se conoce a día de hoy si en el futuro los productos NFTs se considerarán un valor refugio (como el oro, por ejemplo) o son solo fruto de la especulación por su característica no fungible y, por tanto, puedan llegar a desaparecer.

Los tipos y pieles de los CryptoPunks, son las variables que el algoritmo no supervisado ha considerado para la agrupación de los datos en clusters. Se entiende también que ha considerado el precio de venta, ya que ha unido en el mismo cluster los CryptoPunks con precio de venta más elevado (Ape, Alien y Zombie). En el análisis de rentabilidad de los clusters resultantes observamos que los datos son bastante homogéneos (figura 20), lo que queda confirmado en el resultado del test Tukey HSD para la rentabilidad de los clusters (figura 25): no se aprecian diferencias significativas entre ellos, aunque sí matices como se explica en el próximo párrafo. Reiterar que se ha considerado importante para el presente análisis mantener los 5 tipos de CryptoPunks y no trabajar con solo dos tipos (Male y Female, los más representativos). El objetivo era el de eliminar el mínimo de datos posible para evitar un sesgo en el análisis. Se considera una buena opción dado que el algoritmo ya ha realizado la agrupación de estos CryptoPunks más distorsionadores en un mismo cluster, como se ha comentado anteriormente.

Por todo lo comentado anteriormente en el presente apartado, concluimos que este estudio no ha encontrado evidencia suficiente como para detectar patrones seguros de precio de los CryptoPunks. El análisis predictivo no ha desvelado ningún grupo específico con mayor potencial económico, una vez ignorados los casos extremos. Si bien el algoritmo de

clustering revela posibles comportamientos diferenciados por tipo o piel, el análisis posterior y las medidas descriptivas de los clusters descartan esta posibilidad.

Del análisis se desprende que el de los CryptoPunks es un mercado altamente especulativo: los valores son rápida y dramáticamente cambiantes y los patrones explicativos parecen ser inexistentes. De la misma manera, es un mercado muy desigual en todos los aspectos: desde las cantidades monetarias en juego a los Punks en posesión, el riesgo de pérdidas económicas está repartido muy desigualmente, desfavoreciendo a los nuevos jugadores. Es un mercado de alto riesgo, ya que un descenso en el interés o en la inversión podría lastrar seriamente los beneficios de los inversores, y los beneficios dependen ulteriormente en el crecimiento sin fin del mercado.

Además, la sombra de que el mercado de las NFTs es una gran burbuja ha sido una constante desde su creación, y los CryptoPunks no son una excepción. Por ello, la entrada de grandes corporaciones económicas como VISA otorgan credibilidad al mercado y una mayor percepción como valor seguro ante la gran volatilidad intrínseca de los NFTs. Aun así, la liquidez a la hora de querer recuperar la inversión no está para nada garantizada y depende del futuro crecimiento del mercado.

En relación a este último punto, cabe destacar que el valor de este arte digital está influenciado en gran medida por la influencia de personalidades públicas como famosos (Ashton Kutcher ha realizado numerosas presentaciones al respecto), deportistas (como Josh Hart, NBA) o empresarios (por ejemplo, Shalom Meckenzie, el mayor accionista de DraftKings). La venta de dichos CryptoPunks en una de las casas de subastas más importantes del mundo, Christie's, refuerza dicho argumento. Las intervenciones más mediáticas suelen ver un aumento significativo del ritmo del mercado, constituyendo una prueba más de la volatilidad del entorno.

## 7 - Referencias y fuentes:

Bybit Learn (2021, 9 Junio). What Exactly Are CryptoPunks and Why Should You Care? *Bybit Learn*. Recuperado de: <https://learn.bybit.com/crypto/what-are-cryptopunks/>

DefyPunk (2021). Recuperado de: [www.defypunk.com](http://www.defypunk.com)

Gonzalez, J. (2021, 29 de julio). 10 famosos que hablan de bitcoin, lo compran o lo aman (2021). Criptonoticias, sección 'Entretenimiento'. Recuperado de: <https://www.criptonoticias.com/comunidad/entretenimiento/famosos-hablan-compran-aman-bitcoin/>

Havelli, D. (2021, 2 Agosto). NFT Madness Accelerates on Ethereum After User Purchases 88 Punks for \$5,000,000. *BSC News*. Recuperado de: <https://www.bsc.news/post/nft-madness-accelerates-on-ethereum-after-user-purchases-88-punks-for-5-000-000>

Havelli, D. (2021, 24 Agosto). Crypto Punks Continue Mainstream Interest Stemming From Visa and Odell Beckham Jr. Purchases. *BSC News*. Recuperado de: <https://www.bsc.news/post/crypto-punks-continue-mainstream-interest-stemming-from-visa-and-odell-beckham-jr-purchases>

J. D. Hunter, "Matplotlib: A 2D Graphics Environment", Computing in Science & Engineering, vol. 9, no. 3, pp. 90-95, 2007

Larva Labs (2021). CryptoPunks. Recuperado de: <https://www.larvalabs.com/cryptopunks>

Luzan, A. (2021, 8 Mayo). El arte reimaginado: Los NFT están cambiando el mercado de los objetos coleccionables. *COINTELEGRAPH en Español*. Recuperado de: <https://es.cointelegraph.com/news/art-reimagined-nfts-are-changing-the-collectibles-market>

McSweeney, M. (2021, 29 Agosto). NFT Wrap: The \$2 billion month. *The Block*. Recuperado de: <https://bit.ly/3yNR4SE>

NumPy (Version 1.21) [Computer Software]

pandas (Version 1.3.3) [Computer Software]. (2008)

Python (Version 3.7.9) [Computer Software]

Scikit-learn: Machine Learning in Python, Pedregosa *et al.*, JMLR 12, pp. 2825-2830, 2011

seaborn (Version 0.11.2) [Computer Software]. (2012)

Selenium (Version 1.3.3) [Computer Software]