



UNIVERSITAT POLITÈCNICA
DE CATALUNYA
BARCELONATECH

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

Escuela de Posgrado

UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE CATALUNYA

Facultat d'Informàtica de Barcelona

**Algoritmos para la ordenación de juegos basados en
blockchain según su potencial como inversión**

Tesis para obtener el grado académico de Magíster en Informática con mención en Ciencias de la Computación que presenta:

Arnau Beramendi Higuera

Asesores:

César Armando Beltrán Castañón

Luis Belanche Muñoz


Lima, 2023

Informe de Similitud

Yo, César Armando Beltrán Castañón, docente de la Escuela de Posgrado de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor de la tesis titulado Algoritmos para la ordenación de juegos basados en blockchain según su potencial como inversión, del autor Arnau Beramendi Higuera, dejo constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 3%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software Turnitin el 08/02/2023.
- He revisado con detalle dicho reporte y la Tesis, y no se advierte indicios de plagio.
- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

Lugar y fecha: Lima, 8 de febrero del 2023.

| | |
|--|---|
| Apellidos y nombres del asesor: Beltrán Castañón, César Armando | |
| DNI: 29561260 | Firma  |
| ORCID: 0000-0002-0173-4140 | |

Resumen

En el presente trabajo se da un primer paso en la investigación en el área de juegos basados en blockchain. Estos juegos suponen un nuevo paradigma de inversión capaz de generar beneficios y pérdidas millonarias, por lo que se propone desarrollar diversas propuestas que ordenen las distintas opciones según su potencial como inversión, a fin de actuar como un asistente en la toma de decisiones. Para dicho fin, se estudian los principales algoritmos de análisis de enlace, pues sus similitudes y características los hacen especialmente idóneos para tal propósito.

En primer lugar, se lleva a cabo una revisión del estado del arte, a fin de encontrar cualquier estudio previo que aborde la misma problemática o, si más no, parte de la misma. Seguidamente, se realiza un estudio de las principales propuestas existentes dentro del área de análisis de enlaces, con el objetivo final de poder adaptarlas y desarrollar algoritmos propios específicos para esta investigación.

Finalmente, se recolectan los datos necesarios para poder experimentar en último lugar con las propuestas teóricas planteadas. Se analizan los resultados obtenidos junto a los datos extraídos para comprender el comportamiento de cada algoritmo.

Índice general

| | |
|--|------------|
| Resumen | II |
| Índice general | III |
| Índice de figuras | V |
| Índice de cuadros | VI |
| I Generalidades | 1 |
| 1.1 Introducción | 1 |
| 1.2 Problemática | 2 |
| 1.3 Objetivo | 3 |
| 1.3.1 Objetivos específicos | 3 |
| 1.4 Metodología | 4 |
| 1.5 Alcance | 5 |
| II Marco teórico | 6 |
| 2.1 Blockchain | 6 |
| 2.2 Criptomonedas | 8 |
| 2.2.1 Bitcoin | 8 |
| 2.2.2 Ethereum | 9 |
| 2.3 Smart Contracts | 10 |
| 2.4 Non-Fungible Tokens | 11 |
| 2.5 Videojuegos basados en blockchain | 12 |
| 2.6 Algoritmos de análisis de enlaces para la ordenación | 14 |
| III Estado del arte | 15 |
| 3.1 Bases de datos, análisis PICO, y cadena de búsqueda | 15 |
| 3.2 Resultados | 16 |
| IV Diseño teórico | 19 |
| 4.1 Análisis de los algoritmos de análisis de enlaces para la ordenación | 19 |
| 4.1.1 Page Rank | 20 |

| | | |
|------------|--|-----------|
| 4.1.2 | Weighted Page Rank | 22 |
| 4.1.3 | HITS | 24 |
| 4.1.4 | Hub-averaging HITS | 26 |
| 4.1.5 | Distance Rank | 27 |
| 4.2 | Propuesta teórica | 30 |
| 4.2.1 | Primera propuesta: Adaptación de Page Rank y Weighted Page Rank | 31 |
| 4.2.2 | Segunda propuesta: Adaptación de Page Rank y Weighted Page Rank con copycat | 35 |
| 4.2.3 | Tercera propuesta: Adaptación de HITS | 39 |
| 4.2.4 | Cuarta propuesta: Adaptación de HITS con copycat | 41 |
| 4.2.5 | Quinta propuesta: Adaptación de Hub-averaging HITS | 44 |
| 4.3 | Sexta propuesta: Adaptación de Hub-averaging HITS con copycat | 45 |
| V | Diseño experimental | 48 |
| 5.1 | Experimentación con los algoritmos propuestos | 48 |
| 5.1.1 | Fuente de los datos | 48 |
| 5.1.2 | Recogida de datos | 49 |
| 5.1.3 | Análisis de los datos | 50 |
| 5.1.4 | Entorno de ejecución | 63 |
| VI | Resultados y discusión | 64 |
| 6.1 | Resultados propuestas sin copycat | 64 |
| 6.1.1 | PageRank | 64 |
| 6.1.2 | HITS | 66 |
| 6.1.3 | Hub-averaging HITS | 68 |
| 6.2 | Resultados propuestas con copycat | 68 |
| 6.2.1 | PageRank con copycat | 69 |
| 6.2.2 | HITS con copycat | 71 |
| 6.2.3 | Hub-averaging HITS con copycat | 73 |
| 6.3 | Comparación | 73 |
| VII | Conclusiones | 78 |
| | Bibliografía | 81 |

Índice de figuras

| | | |
|------|---|----|
| 2.1 | Estructura de una cadena de bloques. | 7 |
| 2.2 | Evolución del precio del Bitcoin en USD en los últimos cinco años. | 9 |
| 2.3 | Resumen conceptual de un smart contract. | 11 |
| 4.1 | Ejemplo de grafo dirigido. | 23 |
| 4.2 | Ejemplo de grafo en HITS. | 26 |
| 4.3 | Ejemplo de grafo dirigido. | 28 |
| 4.4 | Ejemplo de grafo formado por usuarios y juegos blockchain. | 33 |
| 4.5 | Grafo bipartito obtenido en la primera propuesta. | 37 |
| 4.6 | Ejemplo subgrafo resultante al añadir copycat. | 43 |
| 5.1 | Volumen de cada juego respecto al total de NFTs recolectados. | 51 |
| 5.2 | Propietarios de los NFTs de cada juego en relación al total de elementos. | 52 |
| 5.3 | Volumen de ventas de cada juego respecto al total. | 53 |
| 5.4 | Capitalización de mercado de cada juego el 15 de mayo de 2022. | 55 |
| 5.5 | Capitalización de mercado el 15 de mayo de 2022 sin Town Star ni CryptoKitties. | 55 |
| 5.6 | Cantidad de jugadores que han realizado al menos una compra-venta en cada juego. | 56 |
| 5.7 | Beneficio medio por inversor por cada juego, según el tipo de cálculo. | 57 |
| 5.8 | Beneficio medio por inversor por cada juego, según el tipo de cálculo y excluyendo Town Star. | 58 |
| 5.9 | Beneficio medio por inversor por cada juego, según el tipo de cálculo y excluyendo Town Star y Axie Infinity. | 59 |
| 5.10 | Porcentaje de inversores de cada juego que consigue recuperar o incrementar la inversión inicial. | 60 |
| 5.11 | Cantidad de inversores según el número de juegos en los que han invertido. | 61 |
| 5.12 | Beneficios de los inversores según el número de juegos en los que han invertido. | 62 |
| 5.13 | Cantidad de usuarios de cada juego que compra de los mejores inversores. | 62 |
| 6.1 | Tiempo de ejecución por número de iteraciones sin copycat | 74 |

Índice de cuadros

| | | |
|-----|--|----|
| 3.1 | Identificación PICO | 15 |
| 3.2 | Identificación términos PICO | 16 |
| 3.3 | Cadenas de búsqueda | 17 |
| 5.1 | Número medio de elementos que posee cada propietario | 52 |
| 5.2 | Volumen de ventas desglosado por juego y token | 54 |
| 5.3 | Beneficio mínimo y máximo por juego en USD | 59 |
| 6.1 | Resultados obtenidos con la ordenación de PageRank | 65 |
| 6.2 | Resultados obtenidos con la ordenación de HITS | 67 |
| 6.3 | Finalización de ejecución PageRank con copycat para cada valor de α | 69 |
| 6.4 | Resultados obtenidos con la ordenación de PageRank con copycat | 70 |
| 6.5 | Resultados obtenidos con la ordenación de HITS con copycat | 72 |
| 6.6 | Resultados obtenidos con cada algoritmo | 75 |

Capítulo I

Generalidades

1.1. Introducción

La creciente popularidad de la tecnología blockchain en los últimos años está provocando la aparición de nuevas iniciativas basadas en esta tecnología. Posiblemente las más conocidas hasta la fecha sean las criptomonedas, entre las que destacan Bitcoin y Ethereum. Estas monedas digitales han alterado por completo el paradigma de inversión, ya que su alta volatilidad por tratarse de divisas descentralizadas puede comportar ganancias y pérdidas millonarias en tiempos muy cortos.

Sin embargo, más recientemente otra iniciativa está acaparando gran atención por parte de la población y, más en especial, de los inversores. Se trata de los Non-Fungible Tokens o NFTs, que son elementos digitales, como podría ser una imagen o un vídeo, al que la tecnología blockchain agrega un conjunto de metadatos para garantizar su autenticidad e identificar a su creador, así como su valor de origen y todas las transacciones que puedan vivir desde su creación, realizadas mediante alguna criptomoneda.

Este contexto supone el marco perfecto para la aparición de videojuegos basados en esta tecnología, es decir, videojuegos que requieren de alguna clase de NFT para poder jugar, y

en los que es posible ganar como recompensa más tokens no fungibles. Estos juegos, también denominados *videojuegos blockchain* o *videojuegos basados en blockchain*, representan una oportunidad de inversión comparable a las criptomonedas, puesto que la compra-venta de sus elementos en mercados en línea puede comportar importantes ganancias.

1.2. Problemática

Si bien la tecnología NFT está altamente relacionada con las criptodivisas a nivel técnico, lo cierto es que existen diferencias notorias en el terreno económico, de tal forma que invertir en una de las propuestas es sumamente dispar a hacerlo en la otra. Por un lado, como se ha mencionado anteriormente, el mercado de las criptomonedas es, por su propia naturaleza, altamente cambiante, motivo que favorece la aparición de episodios de grandes caídas [1], y grandes incrementos [2].

Por su parte, los NFTs tampoco se salvan de la volatilidad, puesto que, al igual que ocurre con las criptomonedas, se trata de sistemas descentralizados en los que el valor está determinado por la demanda. No obstante, la gran diferencia es que los NFTs son, como indica su nombre, elementos no fungibles, es decir, elementos que no pueden ser intercambiados por otros iguales, de manera que lo que le otorga valor a un token no fungible son sus propias características individuales, como por ejemplo su autor y el renombre del mismo, el interés general que suscita, la colección a la que pertenece, etc. De este modo, es fácil ver que, por un lado, el valor de estos tokens depende de ciertas características subjetivas, y por otro, que dichas características pueden verse deterioradas o mejoradas con el tiempo. Este hecho acarrea importantes riesgos a la hora de invertir, siendo frecuente encontrar escenarios en los que un NFT por el que se pagó una cuantiosa suma de dinero, no consigue encontrar comprador, de tal manera que el inversor debe asumir grandes pérdidas.

Existe, sin embargo, una gran particularidad cuando se traslada el foco a los NFTs de juegos

basados en blockchain, puesto que en ese caso las principales características que definen su valor ya no son las suyas propias, sino las del juego, debido a que ahora se trata de un elemento que vive dentro del contexto del juego y sin el cual pierde, si no todo, la mayor parte de su valor. Esto significa que en la inversión en tokens de videojuegos, el análisis y la comparativa del videojuego en cuestión con el resto de juegos es esencial para una óptima toma de decisiones, de tal forma que la falta de herramientas que ayuden en dicha tarea puede conducir al inversor a una mala elección y, por ende, a una situación nefasta con grandes pérdidas económicas.

1.3. Objetivo

El objetivo de este trabajo es doble. En primer lugar, se pretende definir diversos algoritmos que puntúen cada videojuego blockchain según su potencial como inversión, es decir, según lo probable que sea obtener mayores beneficios si se invierte en ellos, de modo que sea inmediata una posterior ordenación basada en dicha puntuación. Para obtener los mencionados algoritmos se partirá de propuestas existentes de algoritmos de análisis de enlaces para la ordenación, los cuales se modificarán y adaptarán al objetivo mencionado. Se ha escogido este tipo de algoritmos porque están orientados a trabajar con grandes redes basadas en interconexiones, de las cuales extraen información para generar una ordenación, cualidad que los hace especialmente apropiados en el contexto de este trabajo.

En segundo lugar, se preparará un conjunto de datos a fin de poder realizar una comparación experimental que permita observar las principales ventajas e inconvenientes entre los algoritmos definidos.

1.3.1. Objetivos específicos

Los anteriores objetivos se desglosan en los siguientes puntos:

- Estudiar los principales algoritmos existentes de análisis de enlaces para la ordenación, entendiendo sus cualidades particulares.
- Seleccionar los algoritmos más potencialmente idóneos para el problema a tratar.
- Adaptar las opciones seleccionadas y acabar obteniendo diversas propuestas teóricas de algoritmos capaces de puntuar y ordenar los juegos blockchain según su potencial como inversión.
- Recopilar los datos necesarios para ejecutar cada algoritmo, aplicando el pre-procesamiento que se requiera.
- Ejecutar cada algoritmo con los datos recopilados y, posteriormente, comparar y analizar las respuestas obtenidas en cada caso.

1.4. Metodología

El presente trabajo se compone de cinco etapas de desarrollo. En concreto:

1. **Revisión de literatura:** este primer punto consiste en comprender el estado del arte. Para ello, se analizan las principales investigaciones relacionadas a la puntuación u ordenación de juegos basados en blockchain, o simplemente a la ordenación de NFTs. También se considera cualquier propuesta de herramienta de asistencia en la inversión de NFTs.
2. **Estudio teórico de los algoritmos de ordenación:** en esta etapa se estudia cuáles son los principales algoritmos de análisis de enlaces orientados a la ordenación, y qué naturaleza posee cada uno de ellos. Es especialmente importante comprender bien sus facultades, puesto que estas determinarán su idoneidad para aplicarlos a los juegos blockchain.

3. **Propuesta formal de los algoritmos:** tras el estudio de los algoritmos en la etapa anterior, se adaptan los más idóneos con el objetivo de obtener varias propuestas teóricas capaces de solucionar el problema planteado en este trabajo.
4. **Recopilación y pre-procesamiento de datos:** en este punto se recogen los datos necesarios para los algoritmos propuestos. Los datos son pre-procesados para garantizar que se encuentran en el formato correcto.
5. **Experimentación y comparación de resultados:** con los datos preparados en la etapa anterior, finalmente se procede a ejecutar cada algoritmo. Se comparan sus rendimientos, así como los resultados obtenidos.

1.5. Alcance

El alcance de este trabajo de investigación es el diseño y desarrollo de algoritmos capaces de puntuar y ordenar distintas propuestas de videojuegos basados en blockchain según su potencial como inversión, de modo que sirvan como asistente en la toma de decisión a la hora de invertir en este tipo de mercado. Los algoritmos propuestos se validan experimentalmente con datos recogidos de la web, si bien este conjunto de datos está constituido por un número acotado de juegos debido a la restricción de tiempo existente y a las limitaciones de hardware, motivo por el cual queda fuera del alcance del presente trabajo la experimentación con datos de juegos de otras redes blockchain.

Capítulo II

Marco teórico

Este capítulo introduce los elementos teóricos involucrados en este trabajo. Esto incluye los conceptos: blockchain, criptomonedas, smart contracts, NFTs, videojuegos basados en blockchain, y nociones básicas de algoritmos de análisis de enlaces.

2.1. Blockchain

La tecnología blockchain define una base de datos distribuida entre una red de participantes, también llamados nodos. Cada nodo, identificado solamente por una dirección única, recibe una copia idéntica de los datos, que están estructurados como cadenas de bloques, donde cada bloque puede contener información de distinta naturaleza [3]. En la figura 2.1 se observa un esquema de la mencionada estructura, en la que es posible discernir una sección denominada *Hash*, que mantiene el hash del propio bloque así como el hash del bloque anterior en la cadena, una marca de tiempo, información de control, y un bloque de N datos. Estos datos dependen del servicio y la aplicación de la red blockchain, siendo en el caso de las criptomonedas una red blockchain en la que los bloques contienen los datos de todas las transacciones realizadas con la criptomoneda en cuestión.

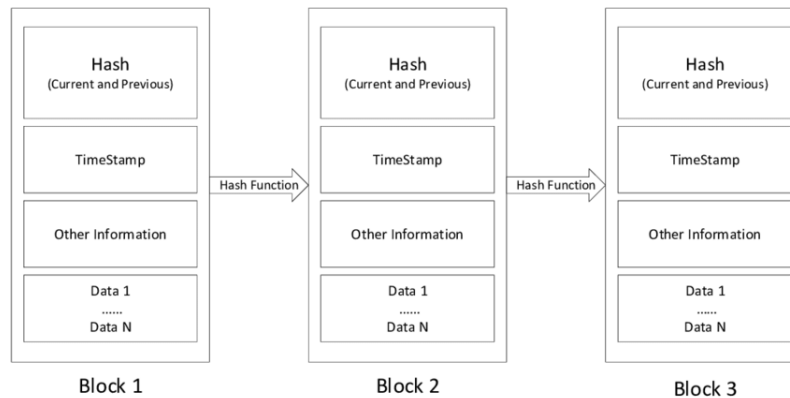


Figura 2.1: Estructura de una cadena de bloques.

Fuente: Adaptado de [4]

El hecho de poseer un hash del bloque es sumamente importante, puesto que garantiza la fiabilidad de los datos en una red descentralizada como esta, ya que si un usuario realiza una modificación en alguno de los bloques, el hash de ese bloque cambiará por completo, dando como resultado una cadena distinta a la del resto de nodos.

Otro elemento importante en esta tecnología es el consenso de la mayoría. Esta mecánica es clave para el correcto funcionamiento de una red descentralizada, y se basa en que cuando un nuevo dato tiene que registrarse, por ejemplo porque se ha realizado una transacción con una criptomoneda, primero debe ser verificado por los nodos de la red, y si una mayoría de estos lo consideran correcto, entonces la verificación se completa satisfactoriamente y, consecuentemente, el dato se inserta en un bloque aún no enlazado en la cadena [5].

De esta forma, el bloque se va llenando progresivamente hasta alcanzar el tamaño máximo. Es entonces cuando debe ser validado para pasar a ser un nuevo bloque inmutable de la cadena, es decir, para poder introducir de forma segura esta información en esta gran base de datos distribuida. Este proceso, conocido como minado, dependerá de la naturaleza de la red, existiendo diversas alternativas actualmente [6]. Cuando se completa, el bloque pasa a conectarse a la cadena y ya no puede ser modificado sin alterar el resto de bloques.

2.2. Criptomonedas

Se ha descrito que una red blockchain puede almacenar datos de distinta naturaleza, lo cual significa que esta tecnología es adaptable a múltiples aplicaciones. Sin embargo, su principal aplicación desde sus orígenes ha sido en las criptomonedas, puesto que las propiedades intrínsecas de esta tecnología la hace perfecta para crear monedas descentralizadas y seguras gracias al uso de cifrados.

2.2.1. Bitcoin

La primera moneda de esta naturaleza, llamada Bitcoin, se planteó en el artículo publicado por Satoshi Nakamoto¹ en 2008 [7]. En ese trabajo se describe una red blockchain en la que cada bloque contiene información sobre transacciones realizadas con Bitcoin. Cada usuario o nodo de la red, como se mencionaba anteriormente, se identifica con una dirección única, que en este caso es denominada *wallet*, o cartera digital.

En el momento de llevar a cabo una transacción, el resto de nodos de la red validan si las carteras de origen y destino existen, y si el usuario de origen cuenta con fondos suficientes para realizar dicho movimiento. Si la verificación es exitosa, se introduce la información de la misma en un bloque, tal y como se he descrito en el apartado anterior.

En el caso de Bitcoin, el proceso de minado empleado es el conocido como *Proof-Of-Work*, que consiste en que la red plantea un complejo problema matemático a un grupo de nodos, conocidos como mineros, que compiten para ser el primero en solucionarlo, puesto que el primero recibe una cantidad determinada de esta criptomoneda.

Esta moneda ha sido la pionera y más popular en los últimos años, llegando a alcanzar precios desorbitados tal y como se aprecia en la figura 2.2. A fecha de hoy, sigue siendo la criptomoneda de mayor valor muy por delante de cualquier otra alternativa. No obstante, no es

¹Satoshi Nakamoto es un seudónimo, se desconoce la identidad real del autor, o autores

menos cierto que más monedas siguen apareciendo continuamente, de modo que Bitcoin está perdiendo adeptos en pos de estas nuevas propuestas.

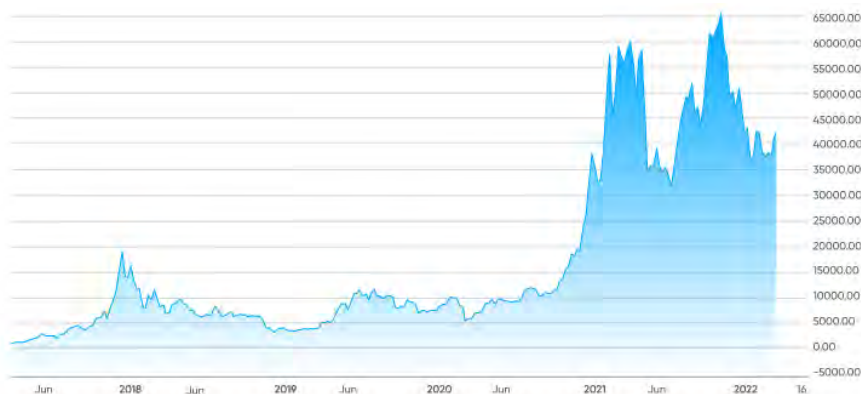


Figura 2.2: Evolución del precio del Bitcoin en USD en los últimos cinco años.

Fuente: Adaptado de [8]

2.2.2. Ethereum

Ethereum se ha convertido en la principal alternativa a Bitcoin, y su enorme crecimiento parece lejos de detenerse. Este proyecto nace de la mano de Vitalik Buterin y otros desarrolladores que trabajaban originalmente en la red Bitcoin, red que solamente permite almacenar en los bloques información sobre transacciones realizadas en dicha moneda, como se mencionaba con anterioridad. Sin embargo, Vitalik propuso habilitar la opción de incluir datos de otras clases, abriendo entonces la tecnología blockchain a un gran abanico de usos. No obstante, esta idea no tuvo el apoyo de la comunidad Bitcoin, por lo que Vitalik inició su propio proyecto publicando el whitepaper que definiría la red Ethereum [9].

Ethereum propone emplear la tecnología blockchain para construir aplicaciones descentralizadas, más allá de simplemente usarla para criptomonedas. En otras palabras, cada bloque de la red blockchain puede contener distintos tipos de datos, como código, lo que permite que sobre esta red se construya todo tipo de aplicaciones: desde criptodivisas como Ether, la principal en

la red Ethereum, hasta smart contracts.

Es importante destacar que, pese a que el término Ethereum es ampliamente empleado como sinónimo de criptomoneda, generalmente para compararlo con Bitcoin, el término más acertado es Ether, puesto que Ethereum es el nombre de la red blockchain sobre la que se construye la criptomoneda Ether.

Otra particularidad de Ethereum es que actualmente está migrando del Proof-Of-Work que empleaba Bitcoin en el proceso de minado, al denominado *Proof-Of-Stake*. Este último consiste en que un conjunto de mineros, ahora denominados validadores, reservan una cierta cantidad de criptomonedas, a fin de poder ser seleccionados para validar los bloques y actualizar la cadena. De entre estos validadores, se escoge un ganador en función de la cantidad de criptomonedas reservada y el tiempo en la reserva, y ese ganador valida el último bloque, recibiendo la recompensa principal. Otros validadores certifican que el bloque es correcto, por lo que son recompensados con menores cantidades, que generalmente dependerán del volumen de su reserva [10].

2.3. Smart Contracts

Como se ha descrito, con la aparición de Ethereum se abre la tecnología blockchain a muchas otras aplicaciones. Una de las primeras y más importantes que aparecieron fueron los *smart contracts*, o contratos inteligentes.

En la figura 2.3 se observa un resumen conceptual del funcionamiento de un contrato inteligente. Como puede percibirse, estos contratos inteligentes son simplemente contratos entre distintas partes, que se almacenan en la red blockchain, hecho que permite que pasen a ser inalterables. Al cumplirse una serie de términos acordados, por ejemplo llegar a una fecha límite, el contrato se auto ejecuta en la propia red blockchain. Este tipo de contratos permite que las partes permanezcan anónimas, a la par que permiten su fácil seguimiento y ejecución.

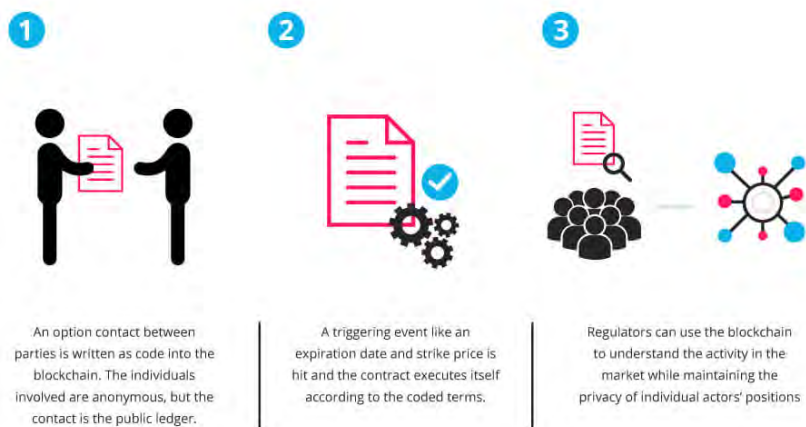


Figura 2.3: Resumen conceptual de un smart contract.

Fuente: Adaptado de [11]

Si se analiza desde un punto de vista tecnológico, un smart contract es una aplicación construida sobre una red blockchain en la que existen bloques que almacenan fragmentos de código. Estos fragmentos de código están estructurados en forma de "*condición ... ejecución*", y en el momento en que se cumple la condición, es decir, los términos acordados, el código es replicado y ejecutado entre todos los nodos de la red blockchain [12].

Si bien Ethereum es la principal red sobre la que se construyen la mayoría de smart contracts, estos no son exclusivos de la misma, puesto que existen otras redes de aparición más reciente como Solana que también lo permiten.

2.4. Non-Fungible Tokens

Los smart contracts hicieron posible la aparición de los *Non-Fungible Tokens* o NFTs, una de las propuestas más recientes en lo que respecta a aplicaciones de la red blockchain. Como su nombre indica, se trata de elementos no fungibles, es decir, elementos únicos que no pueden intercambiarse por otro exactamente igual.

Más concretamente, un NFT es simplemente una representación digital, o token, de un recurso digital cualquiera, que lo identifica de forma única [13]. Se puede entender como un número de identificación.

En más detalle, cuando se quiere acuñar un NFT, lo que se crea es, por un lado, este número de identificación del recurso, y por otro, un smart contract que contiene este identificador junto a otros metadatos con información como el histórico de transferencias de dicho token. Este smart contract es almacenado en la red blockchain [14], y es también el encargado de gestionar la transferencia de propiedad del NFT cuando este es vendido.

Por su parte, el recurso en sí no es almacenado en la red blockchain, puesto que se requeriría de una gigantesca cantidad de espacio de almacenamiento para mantener todos los recursos. En su defecto, se guarda en un sistema de almacenamiento externo a la red blockchain accesible online. En los metadatos se especifica el enlace al recurso [15], definiendo así en el smart contract un enlace entre la representación digital y el recurso.

Para la compra-venta de NFTs existe una gran diversidad de mercados en línea, la gran mayoría de ellos en la red Ethereum, principal red blockchain en la que se ubican estos tokens. Estos mercados disponen de herramientas que facilitan enormemente acuñar este tipo de elementos.

2.5. Videojuegos basados en blockchain

En los años recientes ha irrumpido con fuerza una de las principales tendencias en cuanto a NFTs, que corresponde a su uso en el sector de los videojuegos. Concretamente, se estima que el sector de los videojuegos blockchain generó solo en el tercer trimestre del 2021 unos ingresos superiores a los 2 mil millones de dólares [16].

Estos juegos se caracterizan por requerir el uso de NFTs para jugar (las características del NFT definirán sus características dentro el juego). A medida que los usuarios van jugando, pue-

den ir ganando recompensas, que bien pueden ser en forma de pequeñas cantidades de alguna criptomoneda, o bien pueden ser en forma de otros NFTs, lo cual implica que un juego de este tipo es una inversión más, puesto que requiere de una inversión inicial en forma de compra de tokens, los cuales serán explotados para generar algún rendimiento que pueda materializarse en ganancias económica, siendo lo más común ver que estas ganancias provienen de la venta en mercados en línea de los NFTs obtenidos como recompensa. Todo esto conlleva que el grado de éxito de una inversión basada en un juego blockchain esté determinado en gran medida por cuatro factores:

1. **Volumen de la inversión inicial:** gastar más no implica necesariamente obtener elementos de mayor calidad, pero en el terreno de los juegos basados en NFT, generalmente es un indicativo de que se dispondrá de más recursos a explotar, y/o que se plantea dedicar una mayor atención al juego involucrado.
2. **Calidad del juego:** desde el punto de vista de la inversión, se considera que un juego es de mayor calidad si es capaz de ofrecer la posibilidad de generar mejores recompensas. Por otro lado, otro factor muy importante a la hora de determinar la calidad de un juego es la aceptación de la comunidad, puesto que un juego que atrae el interés general y cuenta con una base sólida de jugadores implica más oportunidades de crecimiento del mismo, que eventualmente puede traducirse en un juego más atractivo y con más jugadores.
3. **Tendencia del valor de la criptomoneda involucrada:** todas las transacciones de NFTs se realizan con alguna criptomoneda, y si bien los precios suelen adaptarse cuando hay fluctuaciones notorias de la misma, la pérdida de interés hacia una criptomoneda y el respectivo abandono de su uso puede tener como efecto colateral el debilitamiento del mercado NFT.
4. **Capacidades personales:** el propio inversor tiene claramente un papel muy importante

en el éxito de la inversión. Su dedicación al juego, visión de futuro y otras calidades como inversor marcarán sus posibles éxitos o fracasos.

Algunos de los videojuegos de esta naturaleza más populares son *Axie Infinity* o *CryptoKitties*.

2.6. Algoritmos de análisis de enlaces para la ordenación

En cualquier sistema de información del que se deba extraer datos, la ordenación es un factor crucial, pues determina en buena medida la calidad del sistema. Este factor se vuelve incluso más relevante con la aparición y posterior expansión de la Web, dado que el espacio de trabajo pasa a tener una magnitud de millones de documentos, los cuales necesitan ser ordenados acorde a la búsqueda del usuario, quién generalmente no irá más allá de la primera página de resultados [17]. Esto exige técnicas eficientes para el manejo de tal cantidad de información y que a la vez sean capaces de obtener buenos resultados, y es en este momento cuando nace el área de *Link Analysis Ranking*, o algoritmos de análisis de enlaces para la ordenación.

Estos algoritmos parten de considerar la Web como una red en la que existen referencias entre las páginas que la conforman. Esto sugiere entender la Web como una red de recomendaciones en las que está implícita la información sobre la autoridad de cada página [17], y es sobre esta idea que se construyen los algoritmos de análisis de enlaces para extraer dicha información y generar una ordenación en base a ella.

Las propuestas que dan nacimiento a esta área son las de Kleinberg [18] y Page et al [19], que a su vez son las más populares y representativas.

Capítulo III

Estado del arte

En este capítulo se hace una revisión del estado del arte, buscando las investigaciones más relevantes relacionadas con la ordenación de videojuegos basados en blockchain, o con NFTs, o aquellas que planteen herramientas de ayuda a la inversión en alguno de los dos campos.

3.1. Bases de datos, análisis PICo, y cadena de búsqueda

Primeramente se procedió a identificar qué bases de datos debían ser consultadas. Estas fueron **Scopus**, **Web of Science**, e **IEEEExplore**.

Con las bases de datos ya seleccionadas, se procedió al análisis PICo propuesto por Lockwood, Munn y Porrit [20]. En este, se identifican los conceptos de Población (P), fenómeno de interés (I), y contexto (Co). En la tabla 3.1 se muestra la identificación inicial realizada:

Cuadro 3.1: Identificación PICo

| Concepto | Área de investigación |
|-----------|--|
| Población | Algoritmos de ordenación y asistentes |
| Interés | Inversión en videojuegos blockchain y NFTs |
| Contexto | Académico y profesional |

Tras definir los conceptos anteriores, se identificaron los términos correspondientes a cada uno, que son mostrados en la tabla 3.2. Para intentar encontrar el máximo número de resultados, se decidió usar los términos en inglés.

Cuadro 3.2: Identificación términos PICO

| Concepto | Área de investigación |
|-----------|---|
| Población | ranking algorithm, assistant, hits, page rank, pr, distance rank, wpr, eigenrumor |
| Interés | blockchain game*, NFT*, non-fungible token* |
| Contexto | academic, professional |

En última instancia se decidió descartar el contexto, a fin de abarcar el máximo número de investigaciones posible.

Finalmente, se obtuvo la cadena de búsqueda definitiva a ejecutar en cada base de datos. Estas cadenas de búsqueda se muestran en la siguiente tabla 3.3.

3.2. Resultados

La primera búsqueda que se ejecutó fue en Scopus el 14 de marzo de 2022. Se obtuvo un total de 25 documentos, los cuales, tras una primera revisión de título, resumen y palabras clave, fueron descartados al no estar relacionados con ninguno de los temas de estudio.

En segundo lugar se procedió a realizar la búsqueda en Web of Science el mismo día 14 de marzo de 2022. En esta ocasión, 10 documentos fueron encontrados, que de nuevo fueron descartados posteriormente tras revisar su título, resumen y palabras clave, pues estaban totalmente fuera del contexto de este trabajo y no tenían ninguna relación con el tema del mismo.

En último lugar, se llevó a cabo la búsqueda en IEEEExplore el día 15 de marzo de 2022. Esta vez no se obtuvo ningún resultado.

La nula existencia de investigaciones relacionadas confirma, por un lado, que se trata de un tema de investigación de aparición muy reciente, lo cual era esperable considerando que

Cuadro 3.3: Cadenas de búsqueda

| Base de datos | Cadena de búsqueda |
|----------------|---|
| Scopus | TITLE-ABS-KEY(("ranking algorithm" OR "assistant" OR "hits" OR "pr" OR "page rank" OR "distance rank" OR "wpr" OR "eigenrumor") AND ("blockchain game*" OR "NFT*" OR "non-fungible token")) |
| Web of Science | TS= (("ranking algorithm" OR "assistant" OR "hits" OR "pr" OR "page rank" OR "distance rank" OR "wpr" OR "eigenrumor") AND ("blockchain game*" OR "NFT*" OR "non-fungible token")) |
| IEEE | (("Abstract": "ranking algorithm" OR "Abstract": "assistant" OR "Abstract": "hits" OR "Abstract": "pr" OR "Abstract": "page rank" OR "Abstract": "distance rank" OR "Abstract": "wpr" OR "Abstract": "eigenrumor") AND ("Abstract": "blockchain game*" OR "Abstract": "NFT*" OR "Abstract": "non-fungible token")) |

el interés general por los NFTs despegó muy recientemente, y por otro, que todavía quedan muchas líneas de investigación por explorar en este campo.

Sin embargo, a raíz de los pobres resultados obtenidos en las tres bases de datos investigadas, se procedió a investigar en una base de datos adicional, *Arxiv*, el 20 de marzo de 2022, y en este caso sí se logró encontrar una investigación muy relacionada al presente trabajo. En este artículo [21], los autores proponen adaptar el método HITS al mercado de arte de NFTs. En concreto, los autores argumentan que toda tasación de arte consiste en asignar a cada pieza dos valores, uno que indique su valor extrínseco, es decir, el éxito de la obra en términos de ventas, y otro intrínseco, es decir, la calidad de la obra en términos de arte, normalmente otorgado por un experto. Por ello, deciden aplicar el método HITS en el campo del arte NFT para tasar el valor extrínseco de cada obra. De este modo, al tasar cada pieza de una colección de arte, se obtiene un ranking de las colecciones de arte. Por su parte, el mismo razonamiento aplican a los artistas y coleccionistas, ya que estos pueden ser percibidos como el conjunto de obras de arte que tienen en posesión.

El método HITS lo aplican considerando a los artistas como *authorities*, es decir, como mineros de la información, y considerando a los coleccionistas *hubs*, los recolectores de esa in-

formación. Los resultados que obtuvieron confirmaron que el mercado de arte blockchain está agrupado alrededor de los artistas y coleccionistas, y que las ventas estaban fuertemente concentradas entre unos pocos elementos destacados. Finalmente, proponen agrupar a los usuarios activos de la galería en clusters usando sus puntuaciones, para posteriormente usar estos clusters a la hora de desarrollar estrategias de inversión.



Capítulo IV

Diseño teórico

En este capítulo se realiza un análisis teórico de los principales algoritmos de análisis de enlaces para la ordenación. Adicionalmente, se muestran las modificaciones y adaptaciones aplicadas a los mismos para obtener propuestas teóricas capaces de puntuar y ordenar los juegos blockchain según su potencial como inversión.

4.1. Análisis de los algoritmos de análisis de enlaces para la ordenación

Como se mencionaba con anterioridad, este tipo de algoritmos surgen con la aparición y expansión de la Web, puesto que esta requiere organizar grandes cantidades de información según criterios de relevancia.

Resulta entonces natural plantearse si es posible aplicarlos en otros contextos, como por ejemplo en el mundo de la inversión. Y en efecto, en una primera reflexión esto parece totalmente lógico y deseable, puesto que a la hora de invertir existen un gran número de opciones, no todas ellas igual de prometedoras. Al mismo tiempo, la tecnología blockchain permite extraer

una representación en forma de red con interconexiones, en la que los nodos son carteras, y los enlaces compra-ventas entre ellas, por lo que se plantea un escenario ideal para estos algoritmos.

Antes de determinar cómo pueden adaptarse este tipo de algoritmos a la problemática mencionada, primero hay que analizar sus principales representantes. Por ese motivo, se parte primeramente de este análisis.

4.1.1. Page Rank

Este algoritmo nació de la mano de Google para posicionar cada página web en los resultados de su buscador. Este se basa en asignar a cada página web una puntuación que indica su importancia [19], midiendo dicha importancia a través del número de enlaces que apuntan a esa página, así como la importancia de la página de origen de los enlaces. De este modo, una página tendrá mejor puntuación que otra si la primera recibe más enlaces y procedentes de páginas web más importantes que la segunda.

Por otro lado, en esta primera versión del algoritmo se asume que una página cualquiera "propaga" de forma equitativa su importancia a todas las páginas a las que referencia. Así pues, la puntuación de una página u , denominada *Page Rank* de u , vendrá definida por la expresión 4.1.

$$PR(u) = (1 - d) + d * \sum_{v \in R_u} \frac{PR(v)}{L(v)} \quad (4.1)$$

R_u representa el conjunto de páginas que contienen algún enlace apuntando a u , o dicho de otro modo, son los nodos padres de u .

$L(v)$ es el número total de referencias de salida desde la página v .

d es un factor de amortiguación con valor entre 0 y 1. Representa la probabilidad de que un usuario continúe pulsando enlaces al navegar por internet en vez de escribir una *URL* en la barra de direcciones. Típicamente toma el valor de 0.85.

Todo esto implica algunas fuertes conclusiones. Por un lado, una página importante es más probable que conduzca a otra página importante, y por otro, añadir un nuevo enlace saliente en una página tiene un gran impacto, puesto que la importancia que transmitía originalmente esa página a sus páginas referenciadas ahora se diluye significativamente, debido a que esta importancia se reparte equitativamente entre cada enlace.

Adicionalmente, se puede extraer de los conceptos anteriores que la red se concibe como un grafo dirigido en el que cada nodo es una página web, y los arcos del grafo representan los enlaces de una página a otra.

En lo que respecta a la inicialización de puntuaciones, en el artículo original se llevaba a cabo asignando a cada página un valor de 1. Las posteriores versiones replantean este proceso e inicializan cada página asumiendo una distribución de probabilidad entre 0 y 1, por lo cual la puntuación de cada página se inicializa como muestra 4.2.

$$PR(u) = \frac{1}{\text{Total de páginas}} \quad (4.2)$$

Tras la inicialización y la definición de cómo obtener las puntuaciones, la ejecución del algoritmo consiste en múltiples iteraciones, cada una de las cuales se basa en ajustar cada puntuación de cada página. El algoritmo acaba su ejecución cuando las puntuaciones convergen en algún valor, o bien cuando se alcanza un número preestablecido de iteraciones.

Esta ejecución iterativa conlleva que la complejidad resultante del algoritmo sea $O(k * E)$, siendo k el número medio de iteraciones hasta converger o finalizar, y E el número de arcos del grafo, puesto que en cada iteración se revisan todos los enlaces entrantes en cada nodo para determinar sus puntuaciones.

4.1.2. Weighted Page Rank

En la versión original de Page Rank la importancia de un nodo se reparte equitativamente entre sus nodos conectados. Esto es una restricción muy fuerte que puede no ser adecuada en todos los casos, y por ese motivo aparece la variación Weighted Page Rank.

No existe una única versión de este algoritmo, puesto que han ido apareciendo múltiples propuestas. Sin embargo, la iniciativa más común es la que plantea repartir la importancia de una página no de forma equitativa, sino basándose en el concepto de popularidad, entendiéndose como el número de enlaces de salida y entrada [22]. Esto es equivalente a añadir pesos en los arcos del grafo planteado por el algoritmo de Page Rank, y tener en cuenta esos pesos en el cómputo de las puntuaciones. El resto del algoritmo se mantiene igual que en el Page Rank original.

Consecuentemente, la puntuación de cada nodo se calcula con la expresión 4.3.

$$PR(u) = (1 - d) + d * \sum_{v \in R_u} PR(v) * W_{(v,u)}^{in} * W_{(v,u)}^{out} \quad (4.3)$$

$W_{(v,u)}^{in}$ es el peso del enlace $v \Rightarrow u$ calculado en función del número de enlaces de entrada del nodo u , y el número de enlaces de entrada de todas las páginas de referencia de la página v . Esto se calcula con la expresión 4.4.

$$W_{(v,u)}^{in} = \frac{I_u}{\sum_{p \in B_v} I_p} \quad (4.4)$$

B_v es el conjunto de todas las páginas a las que referencia el nodo v , es decir, todos los nodos hijos de v .

I_j es el número de enlaces de entrada del nodo j .

$W_{(v,u)}^{out}$ es el peso del enlace $v \Rightarrow u$, obtenido a partir del número de enlaces de salida de la

página u y el número de enlaces de salida de todas las páginas a las que referencia v . Esto es expresado matemáticamente en 4.5.

$$W_{(v,u)}^{out} = \frac{O_u}{\sum_{p \in B_v} O_p} \quad (4.5)$$

O_j es el número de enlaces de salida del nodo j .

Como ejemplo, en la figura 4.1 se muestra un grafo dirigido simplificado. Calculando los componentes de $W_{(A,P1)}^{in}$ y $W_{(A,P1)}^{out}$ se obtiene 4.6 y 4.7 respectivamente.

$$W_{(A,P1)}^{in} = \frac{I_{P1}}{I_{P1} + I_{P2}} = \frac{2}{2 + 1} = \frac{2}{3} \quad (4.6)$$

$$W_{(A,P1)}^{out} = \frac{O_{P1}}{O_{P1} + O_{P2}} = \frac{2}{2 + 3} = \frac{2}{5} \quad (4.7)$$

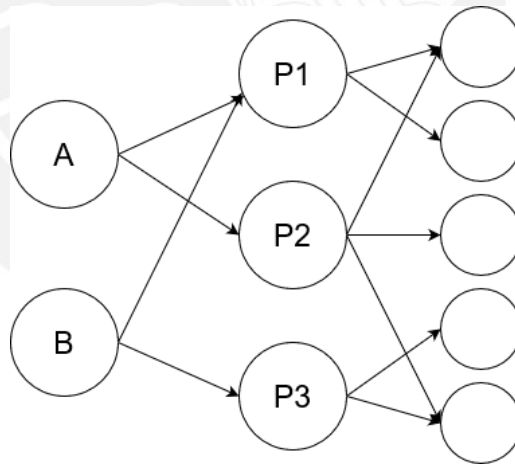


Figura 4.1: Ejemplo de grafo dirigido.

La secuencia de ejecución del algoritmo es la misma que en la versión original del algoritmo, por lo que su complejidad será de nuevo $O(k * E)$ si los pesos están pre-calculados.

4.1.3. HITS

Este algoritmo se basa en los conceptos de *hubs* y *authorities* definidos por Kleinberg para puntuar las páginas web más relevantes para una búsqueda determinada [18]. En concreto, un hub es toda aquella página que indica dónde encontrar información significativa, y una authority es toda página que contiene dicha información. Puede tomarse como ejemplo una página que recopila un conjunto de referencias a otras páginas relevantes para un determinado tema de interés; en este caso, esta página no puede considerarse “acreditada” para aportar información directamente sobre el tema de interés, dado que únicamente hace un redireccionamiento, motivo por el cual estaría actuando como un hub. Sin embargo, las páginas referenciadas sí contienen información explícita sobre el tema, de modo que sí pueden considerarse como fuentes significativas de información sobre el mismo, siendo entonces authorities.

De este modo se llega a una definición recursiva: un hub es una página que enlaza a authorities, y una authority es una página enlazada por hubs. No obstante, es fácil ver que una authority referenciada por muchos hubs es notoriamente más significativa que otra enlazada únicamente por un hub, y de forma análoga, un hub que conduce a múltiples authorities lo es más que otro que solo dirige a uno. Por este motivo, en HITS se plantean dos puntuaciones para cada página:

- **Puntuación / Calidad de authority:** esta se define por la cantidad y la calidad de hubs que la referencian.

$$auth(u) = \sum_{v \in R_u} hub(v) \quad (4.8)$$

- **Puntuación / Calidad de hub:** viene determinada por la cantidad y calidad de las authorities a las que referencia.

$$hub(u) = \sum_{v \in B_u} auth(v) \quad (4.9)$$

Al basarse también este algoritmo en páginas y enlaces entre páginas, la estructura que

se define nuevamente es un grafo dirigido, en el que los nodos son páginas de la web y los enlaces son referencias. Cabe resaltar, por otro lado, que el hecho de que cada nodo disponga de las puntuaciones descritas implica que cualquiera de ellos puede actuar como authority, hub, ambos o ninguno.

En lo que respecta a la inicialización, esta típicamente se realiza como muestra 4.10 y 4.11. El motivo es que las authorities reciban sus primeras puntuaciones en función de la cantidad de hubs que las enlazan (posteriormente, los hubs recibirán sus respectivas puntuaciones a partir de estos valores).

$$\forall(u), hub(u) = 1 \quad (4.10)$$

$$\forall(u), auth(u) = 1 \quad (4.11)$$

La ejecución del algoritmo consistirá en múltiples iteraciones, en las cuales se actualizará en primer lugar todas las puntuaciones de authorities, y en segundo lugar todas las puntuaciones de hubs. Esto se repite hasta que se alcanza un número preestablecido de iteraciones, o bien hasta converger. Sin embargo, determinar la convergencia en HITS puede ser complejo [23], por lo que existen dos posibles formas de convergencia: convergencia en las puntuaciones, o convergencia en la ordenación. En el primer caso se intenta determinar en qué momento las puntuaciones de hubs y authorities convergen para cada nodo, mientras que el segundo caso se enfoca en la convergencia de la lista ordenada de nodos según sus authorities, y en la convergencia de la lista ordenada según sus hubs. En ambos casos se deben normalizar las puntuaciones tras cada iteración, a fin de acabar dándose alguna convergencia. La complejidad resultante es la misma que Page Rank, es decir, $O(k * E)$.

4.1.4. Hub-averaging HITS

El éxito que cosechó HITS rápidamente se tradujo en la aparición de múltiples propuestas basadas en dicho método [24]. Borodin et al. desarrollaron una de las mencionadas propuestas, el Hub-averaging HITS. En su trabajo, los autores identificaron que el algoritmo de HITS mostraba un comportamiento que, a su parecer, no era totalmente correcto, puesto que una parte importante de la puntuación de los hubs se debe a la cantidad de authorities a las que apuntan, priorizando la cantidad a la calidad de dichas authorities [25]. Esto puede observarse suponiendo la situación observada en la figura 4.2, en la que hay un número elevado de nodos hubs y la misma cantidad de nodos authorities. En este escenario, cabría esperar que el nodo con mayor authority sea el primero, lo cual encajaría con el resultado obtenido en el algoritmo original de HITS. Sin embargo, en lo que respecta a hubs, la lógica dictaría que el último hub fuera peor que los demás, puesto que enlaza con muchas malas authority, pero precisamente HITS le otorgaría la mejor puntuación.

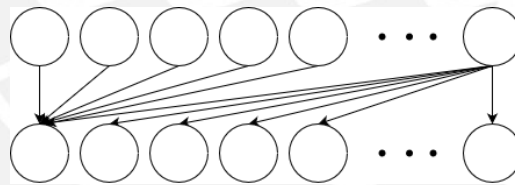


Figura 4.2: Ejemplo de grafo en HITS.

Para evitar el problema anterior, los autores proponen adaptar el cálculo de las puntuaciones de hubs, de forma que pasa a definirse con la expresión 4.12.

$$hub(u) = \frac{1}{|B_u|} \sum_{v \in B_u} auth(v) \quad (4.12)$$

Con esto se consigue que el hub se calcule a partir del valor medio de las authorities de los nodos apuntados. La idea detrás de dicho planteamiento es que un buen hub apunte solo (o al

menos principalmente) a buenas authorities en vez de a buenas y a malas simultáneamente, o dicho de otra forma, un hub obtiene mejor puntuación si apunta solamente a buenas authorities.

Por lo demás, se hereda exactamente la misma estructura que el algoritmo original de HITS, por lo que mantiene consecuentemente su misma complejidad, $O(k * E)$.

4.1.5. Distance Rank

Este algoritmo fue propuesto por Ali Mohammad y Nasser Yazdani, y al igual que Page Rank o HITS, se trata de un método de ranking principalmente orientado a páginas web. Este algoritmo parte de considerar la distancia entre páginas como una penalización, entendiendo esta distancia como el número medio de clicks entre dos páginas [26]. Esto implica que una página con menor distancia obtendrá una mayor puntuación.

Más concretamente, este método considera nuevamente un grafo dirigido compuesto por nodos que representan páginas web. En este grafo, un nodo u tiene un enlace hacia un nodo v si la página u referencia a la página v . Adicionalmente, el peso de este enlace $u \Rightarrow v$ es igual a $\log_{10} O(u)$, siendo $O(u)$ el número de enlaces de salida del nodo u . Esta métrica representa el número medio de clicks entre la página u y la página v , tal y como definieron Matsuo et al. [27].

Con el peso entre enlaces previamente definido, se determina la distancia entre dos páginas u y v , denotado como d_{uv} , como el peso del camino más corto entre ambas. Si se considera el grafo de la figura 4.3, se observa que $O(U) = O(P) = 2$, mientras que $O(V) = 1$ y $O(Q) = O(T) = 0$. Esto implica que la distancia de U a Q es $\log(2) + \log(1)$.

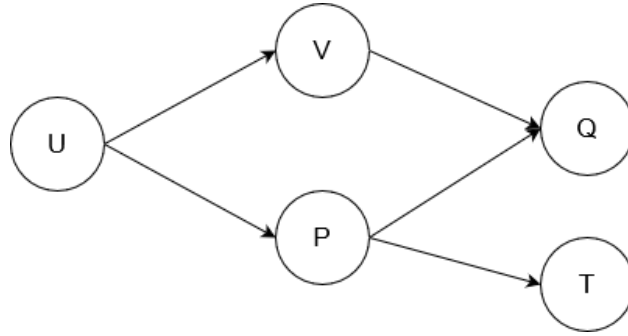


Figura 4.3: Ejemplo de grafo dirigido.

Teniendo presente los conceptos anteriores y considerando N el número total de nodos, es factible entonces generar una distancia media para una página v cualquiera mediante la expresión 4.13.

$$d_v = \frac{\sum_{u=1}^N d_{uv}}{N} \quad (4.13)$$

Es importante recalcar que si no existe camino entre una pareja de páginas, esa distancia se fija en un valor muy elevado ($\log M$ siendo M un número positivo muy grande).

Con las consideraciones previas, ya sería posible calcular la distancia media de todas las páginas. Sin embargo, si bien esta era la propuesta original de los autores, esto es inviable cuando el número de nodos es muy elevado (que es exactamente lo que ocurre en la web), por lo cual se refinó el cálculo de la distancia de cada página para obtener finalmente la expresión 4.14.

$$d_v = \min_u (d_u + \log O(u)), u \in R_v \quad (4.14)$$

Volviendo al ejemplo de la figura 4.3, la distancia d_Q puede calcularse como se muestra en 4.15.

$$d_V = \min\{d_V + \log(1), d_P + \log(2)\} = \{d_U + \log(2) \log(1), d_U + \log(2) + \log(2)\} \quad (4.15)$$

Finalmente, los autores optan por adaptar la fórmula para añadir aprendizaje por refuerzo basándose en el algoritmo Q-learning [28], de modo que el cálculo final de distancia se muestra en la expresión 4.16.

$$d_{v_{t+1}} = (1 - \alpha) * d_{v_t} + \alpha * \underset{u}{\text{mín}}(\log(O(u)) + \gamma * d_{u_t}), u \in R_v, 0 < \alpha \leq 1, 0 < \gamma \leq 1 \quad (4.16)$$

α es la tasa de aprendizaje.

d_{u_t} indica la distancia del nodo u en el instante t . Esto significa que una distancia depende de las anteriores.

γ es el factor de descuento, y es empleado para mitigar los efectos de la distancia de las páginas en el camino que conduce hasta el nodo v

La finalidad detrás de la aplicación de aprendizaje por refuerzo es simular la navegación de un usuario cualquiera por la web. En más detalle, cuando un usuario empieza a navegar desde una página cualquiera, lo más probable es que no posea conocimiento de esa web en específico. A través de posteriores navegaciones, irá pulsando en los enlaces en función de sus pasadas experiencias y el contenido de la propia web. Todas estas iteraciones le aportarán conocimiento al usuario, lo que le permitirá en última instancia acabar alcanzando sus páginas favoritas rápidamente. Por este motivo, el parámetro de aprendizaje se inicializa a uno, es decir, $\alpha = 1$, indicando que el usuario conocerá poca información de la página en un inicio. A medida que vaya avanzando, irá aprendiendo poco a poco, por lo que α deberá reducirse a esa velocidad, hecho que se modela con la expresión 4.17. El elemento β es un peso hallado experimentalmente, que generalmente toma valor $\beta = 0.1$.

$$\alpha = e^{-\beta * t} \quad (4.17)$$

Al igual que en Page Rank, este algoritmo ejecuta una serie de iteraciones en las que se calcula reiteradamente la distancia media para cada nodo. La ejecución culminará cuando las distancias converjan, o bien al alcanzar un número predefinido de iteraciones. La complejidad de este algoritmo es $O(k * E)$, cumpliendo la particularidad que en este caso $k \ll N$, puesto que generalmente las distancias convergerán tras pocas iteraciones.

4.2. Propuesta teórica

En el análisis del marco teórico se sugería que el éxito de una inversión en un juego blockchain reside en cuatro pilares básicos: la cantidad de la inversión inicial, la calidad del juego, la tendencia del valor de la criptomoneda involucrada, y las capacidades del inversor. Estos factores de éxito de una inversión son clave para poder entender qué métodos, y cómo, pueden aplicarse para realizar la puntuación y posterior ordenación de los juegos basados en blockchain según su potencial como inversión.

De esta forma, con los factores de éxito presentes, se debe definir cuáles de ellos tienen que considerarse en el contexto planteado, y de qué forma medirlos, antes de empezar a desarrollar una solución específica. Por consiguiente, se describe a continuación el análisis realizado para cada factor:

- **Cantidad de la inversión inicial:** es especialmente importante cuando se considera junto a la calidad del inversor. Si un buen inversor ha puesto la mayor parte de su inversión en un juego específico, es un elemento significativo a considerar.
- **Calidad del juego:** la calidad del juego depende de una serie de factores. En primer lugar, el apoyo de la comunidad, que en este caso es equivalente a dos indicadores: el número de jugadores, lo cual puede expresarse como número total de poseedores de al menos un NFT del juego en cuestión, y la capitalización de mercado del juego, que es un buen

indicador de cuánto dinero atrae un juego, y se calcula con la suma del valor de la última transacción de todos los NFTs del juego [29].

- **Tendencia de las criptomonedas:** este factor no se tiene en cuenta, debido a que la práctica totalidad de los juegos blockchain se encuentran en la red ethereum, motivo por el cual emplean las mismas monedas o, en su defecto, monedas con el mismo valor y que siguen la misma tendencia. Asimismo, es un tema de estudio complejo para el que ya existen múltiples investigaciones, como la de Jong-Min Kim et al. [30], por lo que queda fuera del alcance de este trabajo.
- **Capacidades personales:** este factor se tiene en cuenta en términos de calidad como inversor. Esto se mide teniendo en cuenta la cantidad de dinero invertido, y la cantidad de dinero recuperado.

Tras considerar los factores anteriores, y los principales algoritmos de análisis de enlaces para la ordenación, en esta sección se plantean diversas soluciones teóricas a la problemática del presente trabajo, derivadas de las propuestas analizadas anteriormente, si bien cabe destacar que Distance Rank es el único algoritmo que no ha sido adaptado, pues sus características tan específicas para el entorno web lo hacen poco apto para adaptarlo a otra problemática.

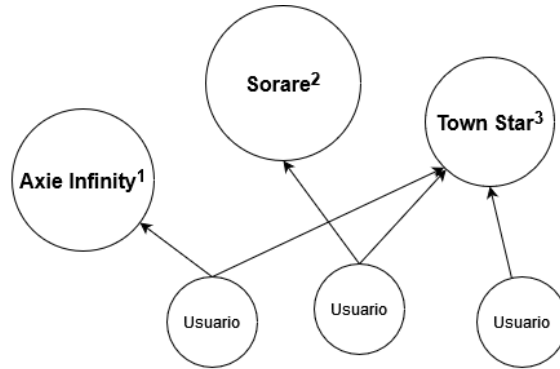
4.2.1. Primera propuesta: Adaptación de Page Rank y Weighted Page Rank

Se ha descrito que el algoritmo de Page Rank gira en torno al concepto de importancia de la página web, y que una página la transmite a sus vecinas. Si se enfoca desde el contexto de este trabajo, aparece entonces de forma natural la comparación con la problemática de encontrar la importancia o calidad de un juego basado en blockchain.

En el planteamiento inicial del algoritmo se trabaja sobre una red, la cual es representada como un grafo dirigido. Esto es fácilmente trasladable al problema en cuestión, puesto que en este caso se trata de una red de direcciones de blockchain. Esto es así gracias a que cada elemento de una red blockchain se representa con una dirección única. Consecuentemente, se puede construir un grafo en el que cada nodo es una dirección. Concretamente, esta dirección puede ser de un juego, entendiendo entonces que un nodo juego representa la agrupación de todas las colecciones del mismo, o bien de un usuario, con el detalle que en los nodos usuarios solamente aparecen los que son activos, es decir, aquellos que hayan realizado alguna compra-venta de NFTs de algún videojuego. De este modo se consigue evitar grafos demasiado grandes con presencia de nodos irrelevantes.

En lo que respecta a los arcos entre nodos, originalmente representaban referencias entre páginas web, y servían para determinar su puntuación, puesto que esta venía determinada por la importancia de las páginas que referenciaban a una tercera web. En este caso, se trazan los arcos cuando un usuario compra un elemento de un juego. En otras palabras, habrá un enlace de un nodo u a un nodo v si el nodo u es un usuario que ha comprado un elemento del juego v . Esto implica que la “transferencia de importancia” ahora ocurre de inversores a juegos, debido a que se sigue la hipótesis de que buenos inversores invierten en mejores opciones, por lo que un juego en el que han invertido muchos buenos inversores es más atractivo que otro que ha recibido menos inversiones y de peores inversores. Por otro lado, como se puede percibir, esto significa que los únicos nodos que pueden tener arcos de salida son aquellos que representan a usuarios, y los únicos nodos que pueden recibir arcos de entrada son aquellos que representan juegos.

En la figura 4.4 se observa una representación a pequeña escala de cómo podría verse el grafo descrito.



¹ ETHEREUM:0xf5b0a3efb8e8e4c201e2a935f110eaf3ffecb8d
² ETHEREUM:0x629a673a8242c2ac4b7b8c5d8735fbaec21a6205
³ ETHEREUM:0xc36cf0cfcb5d905b8b513860db0cfe63f6cf9f5c

Figura 4.4: Ejemplo de grafo formado por usuarios y juegos blockchain.

Otro punto fundamental es asignar correctamente una puntuación inicial a cada nodo de forma que represente de manera objetiva su calidad. Esto es, hay que definir cómo se calcula el Page Rank inicial. En este caso se plantea un cálculo diferente dependiendo de la naturaleza del nodo:

- **Para nodos usuarios:** la puntuación de este nodo representa la calidad del inversor, y se calcula con la expresión 4.18.

$$PR(u) = BE_i = \frac{b_i - \min(\{b_x | \forall x \in N\})}{\max(\{b_x | \forall x \in N\}) - \min(\{b_x | \forall x \in N\})} \quad (4.18)$$

Donde $b_i = \frac{\text{Total dinero ganado por } i \text{ (en USD)}}{\text{Total dinero gastado por } i \text{ (en USD)}}$, y N es el conjunto de nodos del grafo. Esta métrica puntúa a cada usuario en función de su capacidad de recuperar e incrementar el dinero invertido, en comparación al resto de usuarios, ya que, como se puede ver, este cómputo se trata de una normalización del resultado obtenido al dividir el dinero ganado por un inversor, por el dinero gastado por el mismo. La finalidad tras esta acción es llevar todos los valores a una misma escala, dado que, de lo contrario, habría inversores con una puntuación muy disparada que afectaría negativamente al resto de puntuaciones.

- **Para nodos juegos:** con la propuesta actual esta puntuación es irrelevante, puesto que no es empleada para ningún cálculo al ser nodos únicamente receptores. Sin embargo, plantearlo supone un ejercicio ilustrativo para entender qué determina la calidad de un juego blockchain, del mismo modo que puede ser de utilidad para futuros trabajos relacionados. Así pues, la puntuación de este nodo representa la calidad del juego en términos de inversión. Anteriormente se mencionaba que la calidad de un juego se puede medir por su capitalización de mercado M expresada en dólares, el total de propietarios que poseen al menos un NFT del juego T , y el porcentaje P de jugadores que consiguen recuperar o incrementar la inversión inicial respecto al total de jugadores que han invertido en el juego. Estas tres componentes se normalizan para aportar de manera equitativa al cómputo total de calidad como inversor, puesto que los tres factores se consideran igualmente relevantes a la hora de definir la calidad de un juego. En última instancia, se vuelve a normalizar para que las puntuaciones se muevan en el rango de 0 a 1. En definitiva, el Page Rank de un nodo juego se expresa como muestra la ecuación 4.19.

$$PR(u) = GR_u = (M_u \text{ normalizado} + T_u \text{ normalizado} + P_u)_{\text{normalizado}} \quad (4.19)$$

El último paso es determinar cómo se calcula la puntuación de cada nodo en cada iteración. Es en este punto cuando el algoritmo que cobra más interés es el Weighted Page Rank, puesto que no sería lógico que la calidad de un jugador se distribuyera de igual forma entre todos los juegos en los que ha invertido, ya que esto sería afirmar que para el inversor tiene el mismo peso un juego en el que ha invertido una décima parte de su dinero, que otro juego en el que ha invertido todo el restante. De este modo, se plantea usar un grafo con pesos en los arcos, equivalente al total invertido en el nodo destino. Consecuentemente, la calidad de un inversor se reparte a cada juego invertido de forma proporcional a la cantidad invertida. En las ecuaciones 4.20

y 4.21 se expresan estos conceptos.

$$PR(u) = \sum_{v \in R_u} PR(v) * W_{(v,u)} \quad (4.20)$$

$$W_{(u,v)} = \frac{C_{(u,v)}}{\sum_{z \in B_u} C_{(u,z)}} \quad (4.21)$$

$C_{(u,v)}$ define la cantidad invertida por el inversor u en el juego v . La cantidad se expresa en dólares equivalentes al total gastado en la criptomoneda involucrada en la fecha de la transacción.

Tras la ejecución del algoritmo, se obtendrá una doble ordenación. Por un lado, se dispone de la calidad de los usuarios, lo cual permite ordenarlos según su calidad como inversores, y por otro lado, la puntuación de los juegos permite ordenarlos según su potencial como inversión, que era la finalidad última.

Para concluir, se muestra en el algoritmo 1 el seudo código correspondiente. Este algoritmo mantiene la misma complejidad que Page Rank, es decir, $O(k * E)$.

4.2.2. Segunda propuesta: Adaptación de Page Rank y Weighted Page Rank con copycat

Es fácil reconocer que en la propuesta anterior la ejecución culminará tras la segunda iteración. El motivo reside en que los nodos usuarios únicamente propagan su calidad a los nodos juegos, siendo estos últimos exclusivamente receptores, puesto que no tienen arcos de salida, formando así el grafo bipartito representado en la figura 4.5.

Algoritmo 1 Adaptación de PR y WPR

procedure propuesta_PR_WPR($N, W, BE, GR, parents, games, limit, tol$)

Require: $N, W, BE, GR, parents, games, limit, tol$

Ensure: PR de cada nodo

```
1: PR(u)  $\leftarrow$  0,  $\forall u \in N$ 
2:
3: for  $u \in N$  do
4:   if  $u \in games$  then
5:     PR(u)  $\leftarrow$  GR(u)
6:   else
7:     PR(u)  $\leftarrow$  BE(u)
8:   end if
9: end for
10:
11: iteration  $\leftarrow$  0
12: converge  $\leftarrow$  false
13:
14: while converge  $\neq$  true & iteration < limit do
15:   error  $\leftarrow$  0
16:
17:   for  $u \in N$  do
18:     PR_anterior  $\leftarrow$  PR(u)
19:     tmp_PR  $\leftarrow$  0
20:     for  $v \in parents(v)$  do
21:       tmp_PR  $\leftarrow$  tmp_PR + (PR(v) *  $W(v, u)$ )
22:     end for
23:     PR(u)  $\leftarrow$  tmp_PR
24:     error  $\leftarrow$  error +  $abs(PR(u) - PR\_anterior)$ 
25:   end for
26:
27:   if (err <  $|N| * tol$ ) then
28:     converge  $\leftarrow$  true
29:   else
30:     iteration  $\leftarrow$  iteration + 1
31:   end if
32: end while
33:
34: return PR
end procedure
```

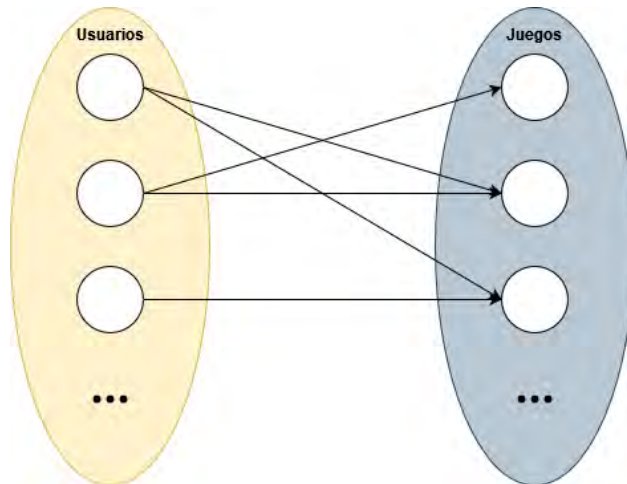


Figura 4.5: Grafo bipartito obtenido en la primera propuesta.

Esta propuesta se basa en la suposición de que buenos inversores conducen a buenas opciones de inversión. Sin embargo, obvia completamente la posibilidad de que algunos inversores aporten información sobre otros inversores.

No obstante, en el contexto de la inversión es frecuente una práctica denominada *copycat*, que consiste en mimetizar las operaciones realizadas por grandes inversores de referencia, tales como Warren Buffett o Peter Lynch, permitiendo obtener resultados muy beneficiosos [31]. La primera idea clave que se esconde detrás de dicha práctica es que los grandes inversores reconocen mejor en qué momento comprar y vender, mientras que el segundo concepto clave es el hecho de confiar en los activos que adquieren y mantienen estos inversores, es decir, reconocer que dichos activos son de calidad. Esta misma idea puede trasladarse a los juegos blockchain, de modo que los activos (en este caso NFTs) de un usuario que es buen inversor, son potencialmente elementos de una inversión de calidad.

Si se pretende aplicar este concepto al problema en estudio, se introduce entonces una relación entre usuarios, lo cual, bajo la adaptación de Page Rank y Weighted Page Rank, se traduce en incorporar arcos entre nodos usuarios, hecho que rompe el grafo bipartito. Sin embargo, es necesario comprender cómo la adhesión de dichos arcos perturba el comportamiento del algo-

ritmo.

Al introducir arcos entre usuarios, la consecuencia más directa es que el Page Rank del nodo destinatario se verá alterado, modificando en última instancia la puntuación del nodo juego al que este usuario esté conectado. Esto supone determinar bien cómo se definen los enlaces y de qué forma se calculan los pesos, puesto que estos serán los que provoquen que las puntuaciones aumenten (o disminuyan).

En primer lugar, a fin de modelar la idea del copycat, se traza un arco de un nodo u a un nodo v si este último ha comprado al menos un elemento del nodo u . Con esto se pretende modelar la transferencia de elementos potencialmente de calidad que se realiza al llevar a cabo una compra. Esto se complementa con la definición del peso de estos nuevos enlaces, que se expresa en la fórmula 4.22. Esta se trata de una expresión sencilla en la que se multiplica la cantidad de NFTs que ha comprado el usuario, por un hiper-parámetro α que funciona como regularizador. Esto permite poder ajustar el peso que se le quiere dar al copycat, de modo que si se considera un elemento relevante para identificar un buen inversor que nos lleve a un buen juego, este parámetro tomará un valor grande. Por contra, si se considera un elemento que puede dar información extra sobre la calidad de un inversor, pero no de forma significativa, se puede mantener un valor bajo. En el diseño experimental se pondrá a prueba el algoritmo con distintos valores para dicho parámetro, a fin de comprobar cómo altera el comportamiento.

$$W_{(u,v)} = \alpha * NFTs \quad (4.22)$$

Por otro lado, cualquier enlace entre nodos usuarios y nodos juegos mantiene el mismo peso que se ha definido en la propuesta anterior. El resto del algoritmo se conserva igual, por lo que la complejidad resultante será la misma, $O(k * E)$.

4.2.3. Tercera propuesta: Adaptación de HITS

Como se mencionaba con anterioridad, HITS puntúa cada nodo según dos criterios. El primero de ellos es la capacidad del nodo para conducir hasta fuentes fiables de información, lo que se denomina como hub, y el segundo es el grado de información fiable que contiene el nodo, conocido como authority.

Estas nociones se pueden migrar fácilmente al contexto de juegos blockchain, puesto que en este caso lo que se busca no es información fiable, sino inversiones fiables. En este contexto, los conceptos de authority y hub se reformulan de la siguiente manera:

- **Authority:** calidad o fiabilidad como inversión
- **Hub:** indica dónde encontrar inversiones fiables

Esto concuerda completamente con las suposiciones realizadas previamente, dado que buenos inversores (hubs) conducen a buenas inversiones (authorities). A su vez, manteniendo la definición recursiva original, las buenas inversiones vendrán determinadas por la cantidad y calidad de sus inversores.

Consecuentemente, se puede construir un grafo dirigido constituido nuevamente por nodos que corresponden a juegos y a usuarios activos. Al igual que ocurría con la primera propuesta, en este caso un nodo juego u tendrá un arco dirigido al nodo juego v si u ha invertido en ese juego.

Sin embargo, si se procede con las ecuaciones del algoritmo original se calculará cada puntuación de authority o hub como la suma de las puntuaciones de hubs o authorities, según corresponda, de los nodos que lo enlazan. Esto se traduce en que el factor decisivo a la hora de puntuar es la cantidad de enlaces, y al igual que ocurría en el caso de la primera propuesta, esto no es lo más idóneo, puesto que equivaldría a afirmar que un inversor considera igualmente prometedora una inversión en la que ha empleado el una ínfima parte de su capital, que otra en

la que ha invertido una parte mayoritaria, lo cual raramente será cierto. Esto obliga a introducir pesos en los arcos a fin de regular este comportamiento. En concreto, el peso de un arco $u \Rightarrow v$ será igual a los ingresos generados por el usuario u en el juego v , dividido por la cantidad invertida por u en ese mismo juego. Tanto numerador como denominador vienen expresados en dólares considerando el tipo de cambio en el momento de cada transacción.

$$W_{(u,v)} = \frac{\text{Total dinero ganado por } u \text{ en } v \text{ (en USD)}}{\text{Total dinero gastado por } u \text{ en } v \text{ (en USD)}} \quad (4.23)$$

El objetivo al añadir este tipo de peso es establecerlo como elemento regulador en el cálculo de las puntuaciones de hubs y authorities, primero ajustando la calidad de un juego como inversión en función de la cantidad de usuarios que hayan invertido en él, y del éxito o fracaso de cada inversor a la hora de recuperar o incrementar el dinero invertido en el juego. Análogamente, el potencial de un usuario para indicar buenas inversiones vendrá determinada por esta misma capacidad de recuperar o incrementar la inversión.

Por consiguiente, la puntuación de authority vendrá determinada por la expresión 4.24, y la puntuación de hub por 4.25, siendo $W_{(u,v)}$ el cociente entre ingresos y gastos de u en el juego v .

$$auth(u) = \sum_{v \in R_u} hub(v) * W_{(v,u)} \quad (4.24)$$

$$hub(u) = \sum_{v \in B_u} auth(v) * W_{(u,v)} \quad (4.25)$$

Adicionalmente, se mantiene la inicialización del algoritmo original, por lo que la puntuación de hub y authority de cada nodo se inicializa a 1. El motivo es mantener únicamente los beneficios generados como elemento regularizador.

Se procede siguiendo la misma ejecución iterativa que en el algoritmo original, con la salvedad que la ejecución culminará tras alcanzar un número determinado de iteraciones o tras

la convergencia de las puntuaciones de authorities. En este caso, la puntuación de hubs no se considera tan determinante, puesto que en esta propuesta los hubs corresponden a los nodos usuarios, y, desde la perspectiva de la problemática del presente trabajo, el principal punto de interés son los juegos blockchain, es decir, las authorities. La complejidad total es $O(k * E)$.

En el algoritmo 2 se muestra el pseudo código correspondiente.

4.2.4. Cuarta propuesta: Adaptación de HITS con copycat

Al igual que ocurría con la primera adaptación de Page Rank, es fácil ver que el grafo resultante de la propuesta anterior es un grafo bipartito, formado por un lado por los nodos usuarios, y por otro los nodos juegos. Este hecho es consecuencia directa de la hipótesis de partida, puesto que se considera que buenos inversores (hubs) conducirán a buenas inversiones (authorities), y buenas inversiones son aquellas en las que han invertido buenos inversores. Consecuentemente, se deja de lado cualquier posible relación entre usuarios.

Anteriormente se ha introducido la propuesta de copycat, que conlleva una relación directa entre usuarios, no obstante, antes de poder aplicarlo a la adaptación de HITS, se debe comprender primero cómo la adhesión de arcos entre usuarios perturba la adaptación original. En concreto, en el método anterior el comportamiento que se observaba era que los juegos actuaban únicamente como authorities, mientras que los usuarios actuaban solamente como hubs. Si se añaden arcos entre usuarios, la única posible forma en la que la authority de un nodo juego, es decir, su calidad como inversión, se vea afectada, es porque se ha añadido un arco saliente desde un nodo inversor conectado a dicho juego, en cuyo caso la capacidad como hub del nodo inversor se verá alterada, modificando en última instancia la authority del juego. Esto puede verse ejemplificado en la figura 4.6. Si se analiza con detenimiento dicho esquema, se observa que la authority del usuario U2 altera el hub de U1, lo que finalmente modificará la authority del nodo juego J1.

Algoritmo 2 Adaptación de HITS

procedure propuesta_HITS($N, W, parents, children, limit, tol$)

Require: $N, W, parents, children, limit, tol$

Ensure: Authority de cada nodo

```
1:  $auth(u) \leftarrow 1, \forall u \in N$ 
2:  $prev\_auth(u) \leftarrow auth(u), \forall u \in N$ 
3:  $hub(u) \leftarrow 1, \forall u \in N$ 
4:  $converge \leftarrow false$ 
5:  $iteration \leftarrow 0$ 
6:
7: while  $converge \neq true$  &  $iteration < limit$  do
8:    $total\_auth \leftarrow 0$ 
9:    $total\_hub \leftarrow 0$ 
10:   $error \leftarrow 0$ 
11:
12:  for  $u \in N$  do
13:     $tmp\_auth \leftarrow 0$ 
14:    for  $v \in parents(u)$  do
15:       $tmp\_auth \leftarrow tmp\_auth + W(v, u) * hub(v)$ 
16:    end for
17:     $auth(u) \leftarrow tmp\_auth$ 
18:     $total\_auth \leftarrow total\_auth + auth(u)$ 
19:  end for
20:
21:  for  $u \in N$  do
22:     $auth(u) \leftarrow auth(u) / total\_auth$ 
23:     $error \leftarrow error + abs(auth(u) - prev\_auth(u))$ 
24:     $prev\_auth(u) \leftarrow auth(u)$ 
25:  end for
26:
27:  for  $u \in N$  do
28:     $tmp\_hub \leftarrow 0$ 
29:    for  $v \in children(u)$  do
30:       $tmp\_hub \leftarrow tmp\_hub + W(u, v) * auth(v)$ 
31:    end for
32:     $hub(u) \leftarrow tmp\_hub$ 
33:     $total\_hub \leftarrow total\_hub + hub(u)$ 
34:  end for
35:
36:  for  $u \in N$  do
37:     $hub(u) \leftarrow hub(u) / total\_hub$ 
38:  end for
```

```

39: if (err < |N| * tol) then
40:   converge ← true
41: else
42:   iteration ← iteration + 1
43: end if
44: end while
45:
46: return auth
end procedure

```

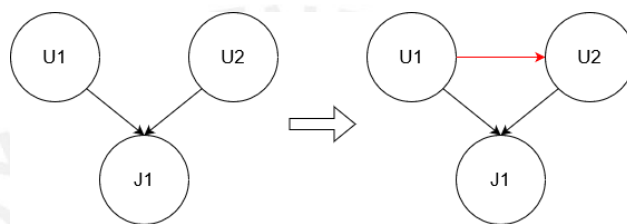


Figura 4.6: Ejemplo subgrafo resultante al añadir copycat.

Esto muestra claramente que, si existe una relación entre dos usuarios, esta puede alterar la calidad como inversión de un juego, pero esto es justamente lo que se pretende si se incorpora el concepto de copycat en el análisis. Bajo esta premisa, la relación entre un inversor u y otro v se establece si u compra algún NFT de v , y el peso de este enlace vendrá determinado por la expresión 4.26, es decir, por los beneficios generados por el usuario v multiplicado por el número de elementos comprados por u . Con este cómputo de pesos se pretende modelar la posible transferencia de elementos de calidad de un inversor a otro, ya que como se comentaba con anterioridad, un buen inversor es más probable que tenga en posesión buenos activos, asumiendo en este caso que los buenos inversores son aquellos que han conseguido generar beneficios. Consecuentemente, es fácil comprobar que si un usuario no ha generado beneficios, o incluso ha obtenido pérdidas, entonces el peso de cualquier enlace de otro usuario al mismo será insignificante, por lo que toda compra de sus NFTs no alterará en última instancia la calidad de ningún juego. En otras palabras, las compras de NFTs de malos inversores no tendrá ningún efecto en las puntuaciones. Por otro lado, se añade también un hiper-parámetro α que permita

regularizar la importancia que tiene el copycat en el cálculo de las puntuaciones.

$$W_{(u,v)} = \alpha * b_i * NFTs \quad (4.26)$$

Esta definición de peso funciona también para definir el authority de usuarios, ya que de forma análoga, esta puntuación se calcula multiplicando el peso por la puntuación de hub de los nodos padres. Esto provocará que los usuarios posean una mayor puntuación de authority en función de sus beneficios y del hub de los padres, modelando así el hecho de que buenos inversores compraran de otros buenos inversores.

Tanto la inicialización como el resto de procedimientos se mantienen de la primera adaptación de HITS, lo cual implica la misma complejidad resultante $O(k * E)$. Por ende, el mismo pseudo código del algoritmo 2 se mantiene también en esta propuesta.

4.2.5. Quinta propuesta: Adaptación de Hub-averaging HITS

El concepto clave tras este método es dar más importancia a aquellos hubs que únicamente referencien a buenas authorities. Esto es especialmente interesante en el contexto de la inversión de juegos basados en blockchain, puesto que significa priorizar los inversores que hayan invertido en buenos juegos por encima de aquellos que hayan invertido en muchos juegos de calidad muy dispar.

En el contexto de este trabajo podría entenderse este algoritmo como una versión de HITS supuestamente más fiable para determinar la calidad de inversión, dado que incorpora a HITS un paso extra para el cálculo de puntuaciones.

La expresión 4.27 muestra la nueva fórmula para el cálculo de puntuaciones, que además

del valor de authority de los nodos hijos, se tiene en cuenta también el peso de los enlaces.

$$hub(u) = \frac{1}{|B_u|} \sum_{v \in B_u} auth(v) * W_{(v,u)} \quad (4.27)$$

Los demás pasos del algoritmo son los mismos que en la versión original de HITS, por lo que su complejidad es $O(k * E)$. En el algoritmo 3 se muestra el correspondiente pseudo código.

4.3. Sexta propuesta: Adaptación de Hub-averaging HITS con copycat

En el momento de introducir el concepto de copycat en la adaptación del método HITS, se ha analizado el posible impacto que tendría sobre el planteamiento original, y se ha observado que la authority de un juego se ve alterada si un nodo inversor conectado a él pasa a tener un nuevo enlace saliente a otro inversor. Esto implica que el hub de este primer inversor sufre un cambio.

Si se combina el concepto anterior con el método de Hub-averaging HITS, se obtiene un algoritmo en que los nodos que obtienen mayor puntuación de hub son aquellos que apuntan exclusivamente a nodos con buena puntuación de authority, lo cual se traduce en que los nodos usuarios con mejores puntuaciones de hub serán aquellos que hayan invertido en buenos juegos y/o hayan comprado elementos de buenos inversores.

La complejidad resultante de este algoritmo será la misma que la adaptación de Hub-averaging HITS, es decir, $O(k * E)$.

Algoritmo 3 Adaptación de Hub-averaging HITS

procedure propuesta_Hub_Avg_HITS($N, W, parents, children, limit, tol$)

Require: $N, W, parents, children, limit, tol$

Ensure: Authority de cada nodo

```
1:  $auth(u) \leftarrow 1, \forall u \in N$ 
2:  $prev\_auth(u) \leftarrow auth(u), \forall u \in N$ 
3:  $hub(u) \leftarrow 1, \forall u \in N$ 
4:  $converge \leftarrow false$ 
5:  $iteration \leftarrow 0$ 
6:
7: while  $converge \neq true$  &  $iteration < limit$  do
8:    $total\_auth \leftarrow 0$ 
9:    $total\_hub \leftarrow 0$ 
10:   $error \leftarrow 0$ 
11:
12:  for  $u \in N$  do
13:     $tmp\_auth \leftarrow 0$ 
14:    for  $v \in parents(u)$  do
15:       $tmp\_auth \leftarrow tmp\_auth + W(v, u) * hub(v)$ 
16:    end for
17:     $auth(u) \leftarrow tmp\_auth$ 
18:     $total\_auth \leftarrow total\_auth + auth(u)$ 
19:  end for
20:
21:  for  $u \in N$  do
22:     $auth(u) \leftarrow auth(u) / total\_auth$ 
23:     $error \leftarrow error + abs(auth(u) - prev\_auth(u))$ 
24:     $prev\_auth(u) \leftarrow auth(u)$ 
25:  end for
26:
27:  for  $u \in N$  do
28:     $tmp\_hub \leftarrow 0$ 
29:    for  $v \in children(u)$  do
30:       $tmp\_hub \leftarrow tmp\_hub + W(u, v) * auth(v)$ 
31:    end for
32:     $hub(u) \leftarrow tmp\_hub / |children(u)|$ 
33:     $total\_hub \leftarrow total\_hub + hub(u)$ 
34:  end for
35:
36:  for  $u \in N$  do
37:     $hub(u) \leftarrow hub(u) / total\_hub$ 
38:  end for
```

```
39: if (err < |N| * tol) then
40:   converge ← true
41: else
42:   iteration ← iteration + 1
43: end if
44: end while
45:
46: return auth
end procedure
```

Capítulo V

Diseño experimental

Una vez se han asentado diversas propuestas teóricas que resuelven la problemática planteada en este trabajo, es momento de experimentar con ellas para poder extraer los correspondientes resultados y conclusiones. En este apartado se describen los experimentos desarrollados.

5.1. Experimentación con los algoritmos propuestos

La mejor forma de poner a prueba los algoritmos planteados es ejecutarlos con datos reales. Los datos requeridos ya se han descrito previamente, por lo que es necesario determinar qué fuentes de datos serán consultadas. Con las fuentes de datos claras, se procede a la recolección de datos, los cuales son limpiados y analizados posteriormente. Finalmente, se procede a ejecutar cada algoritmo por separado con los datos correspondientes.

5.1.1. Fuente de los datos

Uno de los grandes atractivos de las redes blockchain es que los datos son públicos, de modo que son accesibles para cualquier persona. Sin embargo, la mejor forma de acceder a dichos datos es a través de alguna API que facilite el proceso, y es precisamente en este instante que

cobran relevancia los mercados en línea de tokens no fungibles, puesto que ofrecen herramientas que facilitan significativamente el proceso de recolección.

Existe una vasta colección de mercados en línea, sin embargo, no todos ofrecen APIs públicas ni permiten obtener cualquier tipo de dato, puesto que muchas de estas APIs solo permiten la interacción con elementos que se encuentren dentro del propio mercado. Por estos motivos, en este trabajo se ha hecho uso de **Rarible**, uno de los mercados más grandes e importantes en la actualidad, y que permite las operaciones con NFTs de videojuegos. Adicionalmente, esta plataforma cuenta con una interesante API pública con documentación fácilmente accesible [32], y que permite realizar un seguimiento de la actividad de los tokens más allá del propio mercado en línea, es decir, permite hacer un seguimiento por toda la red blockchain. Por estos motivos, la recopilación de todos los datos se ha realizado con esta herramienta.

5.1.2. Recogida de datos

El proceso de recopilación de datos se ha realizado entre el 2 de mayo de 2022, y el 18 de junio de 2022.

Para proceder con la recogida de datos fue fundamental entender el tipo de datos con los que trabaja Rarible y, en general, el resto de mercados en línea. En concreto, Rarible se estructura en colecciones, estando cada colección identificada por una dirección de la red blockchain. A su vez, cada colección puede contener múltiples NFTs. En el caso de los videojuegos, la relación no es unitaria, por lo que para un mismo juego pueden existir múltiples colecciones, generalmente cada una agrupando una clase de NFT en concreto. Por ejemplo, puede existir una colección con NFTs de personajes del juego, y otra con NFTs de armas del mismo juego.

Para los objetivos del presente trabajo no es importante diferenciar entre colecciones, por lo que se ha interpretado cada juego como el conjunto global de todos los objetos que pertenecen a alguna de las colecciones del juego. Así pues, el primer paso del proceso de recogida de datos

fue recopilar el máximo número posible de colecciones para cada posible juego habilitado en Rarible, manteniendo agrupadas las colecciones por juego.

Sin embargo, no todas las colecciones han acabado siendo consideradas, puesto que cualquier usuario puede crear una colección propia y nombrarla igual que un videojuego. Para evitar considerar estas falsas colecciones, el siguiente paso consistió en filtrar todas las colecciones recopiladas para dejar únicamente aquellas que cuentan con la verificación de Rarible.

Con el conjunto de colecciones, estas se agruparon por juego, obteniendo un total de 13 juegos. A continuación, se recolectaron todos los NFTs de cada uno de ellos. A partir de estos elementos se obtuvieron el resto de datos necesarios, haciendo un seguimiento de sus actividades (ventas, precio de cada venta, usuarios involucrados, ...). Cabe destacar que un juego fue finalmente descartado del conjunto de datos tras la recolección de sus NFTs, debido a la gigantesca cantidad de los mismos que hacía inviable el seguimiento de sus operaciones en el tiempo disponible para realizar este trabajo (en la siguiente sección se describe con mayor detalle).

5.1.3. Análisis de los datos

Con los datos ya disponibles, se puede realizar un análisis de los mismos a fin de poder comprender los resultados que se obtengan con los algoritmos. El primer punto a inspeccionar es el volumen total de NFTs recolectados, y para ello, en el gráfico 5.1 se muestran todos los juegos capturados con el volumen que representan respecto al total de NFTs recopilados. Es de especial interés observar como tres de cada cuatro tokens recolectados pertenecen al mismo juego. No obstante, es sumamente importante interpretar correctamente este gráfico, ya que hay dos casos engañosos. Estos dos casos son The Parallel y Town Star, que aparentemente muestran un número muy reducido de elementos en comparación con el resto de juegos. Sin embargo, este hecho se debe a que en ambos juegos un mismo token puede tener diversos propietarios (cada uno posee una parte del mismo), por lo que efectivamente tienen un número reducido

de NFTs distintos, pero estos se pueden desglosar e intercambiar entre usuarios, actuando cada uno como múltiples tokens individuales. Esta es la justificación detrás de algunos datos que se verán más adelante.

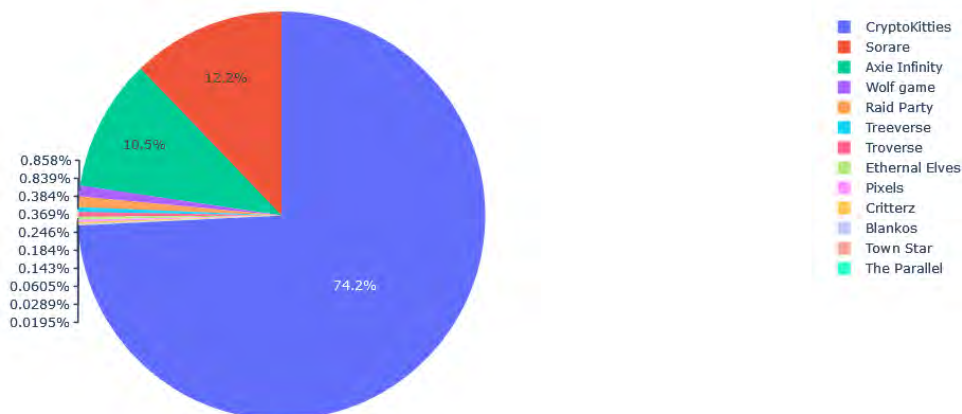


Figura 5.1: Volumen de cada juego respecto al total de NFTs recolectados.

Seguidamente se procedió a revisar la cantidad de usuarios que disponen de al menos un NFT de alguno de los juegos en cuestión. En la figura 5.2 se observa un hecho altamente significativo, y es que un juego con más elementos no implica necesariamente más propietarios. Pueden compararse los casos de Axie Infinity y Sorare, ya que ambos son juegos que cuentan con cantidades muy parecidas de elementos, pero repartidas entre unas bases de propietarios notoriamente dispares en términos de volumen, puesto que en el caso de Axie Infinity hay, aproximadamente, unos veinte mil propietarios más. Esto reafirma la necesidad de considerar el número de propietarios como métrica del interés general hacia el juego, además de ser un indicador para calibrar el riesgo que puede comportar invertir en el mismo, puesto que aquellos juegos altamente concentrados en unos pocos propietarios son muy sensibles a las decisiones que tomen dichos usuarios.

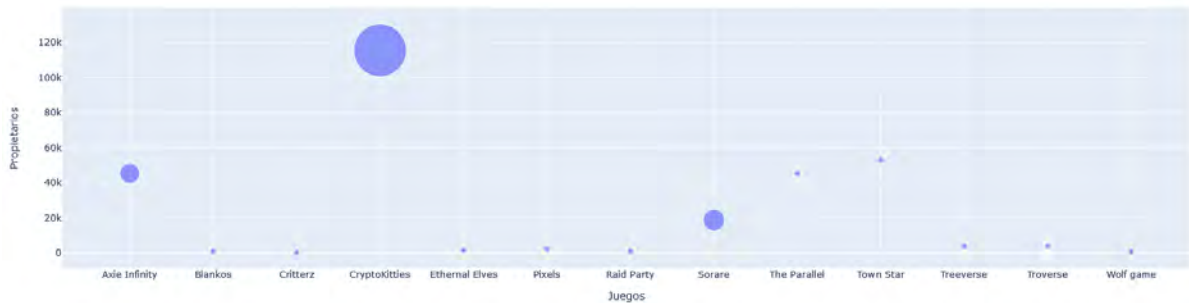


Figura 5.2: Propietarios de los NFTs de cada juego en relación al total de elementos.

Si siguiendo en la misma línea de análisis, la tabla 5.1 muestra conclusiones interesantes. Por una parte, se observan juegos enormemente atomizados, como es el caso de Wolf game, en el que, de media, un usuario posee 45 tokens del juego. Para un juego con un volumen total de 23,258 elementos, el número es significativamente elevado. Por otro lado, destacan dos casos en los que un propietario medio posee menos de un NFT. Estos casos son los mencionados ya anteriormente, Town Star y The Parallel, y el motivo por el que ocurre este hecho es el descrito previamente: hay diversos propietarios para un mismo NFT.

Cuadro 5.1: Número medio de elementos que posee cada propietario

| Juego | NFTs por propietario | Total elementos |
|---------------|----------------------|-----------------|
| Axie Infinity | 6.25 | 283,783 |
| Blankos | 2.36 | 1,639 |
| Critterz | 17.00 | 3,874 |
| CryptoKitties | 17.41 | 2,012,261 |
| Eternal Elves | 4.92 | 6,666 |
| Pixels | 2.17 | 5,000 |
| Raid Party | 34.14 | 22,739 |
| Sorare | 17.75 | 330,341 |
| The Parallel | 0.01 | 530 |
| Town Star | 0.01 | 783 |
| Treeverse | 2.87 | 10,420 |
| Troverse | 2.67 | 10,000 |
| Wolf game | 45.16 | 23,258 |

El siguiente punto a analizar se basa en las transacciones de elementos pertenecientes a los juegos analizados. El primer hecho a destacar es que el 100 % de las ventas se ha realizado dentro de la red Ethereum. Esto era esperable, puesto que Ethereum es la red blockchain claramente predominante para construir aplicaciones descentralizadas. Por otro lado, se ha descubierto que las ventas de Town Star representan casi el 90 % del volumen total de ventas de NFTs de juegos blockchain, tal y como se observa en la figura 5.3. El segundo juego con mayor volumen de ventas es CryptoKitties, muy por detrás con un 8 % respecto al volumen total.



Figura 5.3: Volumen de ventas de cada juego respecto al total.

Sin embargo, no todas las transacciones se han llevado a cabo con Ether. En la siguiente tabla 5.2 se muestra el volumen de ventas de cada juego desglosado por la moneda en la que se ha hecho la transacción (aparece el equivalente en dólares aplicando la tasa de cambio vigente en el momento de la transacción). Tal y como se observa, se han empleado principalmente dos tokens: Ether (ETH), el principal dentro de la red ethereum, y Wrapped Ether (WETH). Esta última no es más que otra moneda o *token* de la red ethereum que actúa como una versión de Ether compatible con ERC20 [33]. Por su parte, ERC20 no es más que un protocolo y estándar

que permite que todo tipo de tokens creados dentro de la red ethereum puedan comunicarse entre ellos [34]. El 99.23 % del volumen total de ventas se ha realizado con WETH, lo cual es perfectamente comprensible teniendo en cuenta que muchos de los juegos hacen uso de su propia criptomoneda, y que enlazan un mercado interno propio del propio juego con mercados en línea más grandes como Rarible, de modo que es necesario emplear WETH para gestionar las transacciones entre estas divisas y Ether.

Cuadro 5.2: Volumen de ventas desglosado por juego y token

| Juego | ETH (en USD) | WETH (en USD) | Total (en USD) |
|---------------|-----------------------|--------------------------|--------------------------|
| Axie Infinity | 3,333,717.08 | 105,775,969.11 | 109,109,686.19 |
| Blankos | 577,157.34 | 8,498.61 | 585,655.95 |
| Critterz | 11,374,591.78 | 247,836.46 | 11,622,428.24 |
| CryptoKitties | 27,406,890.80 | 1,932,782,214.99 | 1,960,189,105.79 |
| Eternal Elves | 3,594,370.52 | 42,708.30 | 3,637,078.82 |
| Pixels | 6,965,662.71 | 150,740.99 | 7,116,403.70 |
| Raid Party | 35,040,325.66 | 783,432.99 | 35,823,758.65 |
| Sorare | 107,516.75 | 1,166,636.07 | 1,274,152.82 |
| The Parallel | 10,493,876.23 | 282,790,550.74 | 293,284,426.97 |
| Town Star | 1,397,442.94 | 22,260,452,805.00 | 22,261,850,247.94 |
| Treeverse | 25,437,538.51 | 22,230,923.71 | 47,668,462.22 |
| Troverse | 5,110,477.05 | 106,979.51 | 5,217,456.56 |
| Wolf game | 60,358,129.72 | 2,488,644.71 | 62,846,774.43 |
| Total | 191,197,697.09 | 24,609,027,941.19 | 24,800,225,638.28 |

A continuación se ha calculado la capitalización de mercado, empleando el método sumatorio, en el que la capitalización de mercado de una colección se obtiene sumando el último precio de venta de todos los NFTs que forman parte de la colección [29]. Si un elemento concreto no ha sido aún vendido, no se tiene en cuenta en el cálculo. Esto se ha extrapolado a la estructura de juegos, de tal forma que la capitalización de mercado de un juego es la suma de las capitalizaciones de mercado de todas sus colecciones.

Es necesario resaltar que la capitalización de mercado se calcula en criptomonedas, de forma que su valor equivalente en dólares dependerá del momento en que se consulte, pudiendo decaer

o incrementar significativamente de un día a otro. En el gráfico 5.4 se muestra la capitalización de mercado de cada juego a fecha del 15 de mayo de 2022. Destaca Town Star por encima de todos los demás, seguido muy de lejos por CryptoKitties, hecho que encaja con el patrón de volumen de ventas observado en la tabla 5.2. Si inspeccionamos el resto de juegos en más detalle en la figura 5.5, destacan Axie Infinity y The Parallel, siendo Blankos el juego con menor capitalización de mercado.

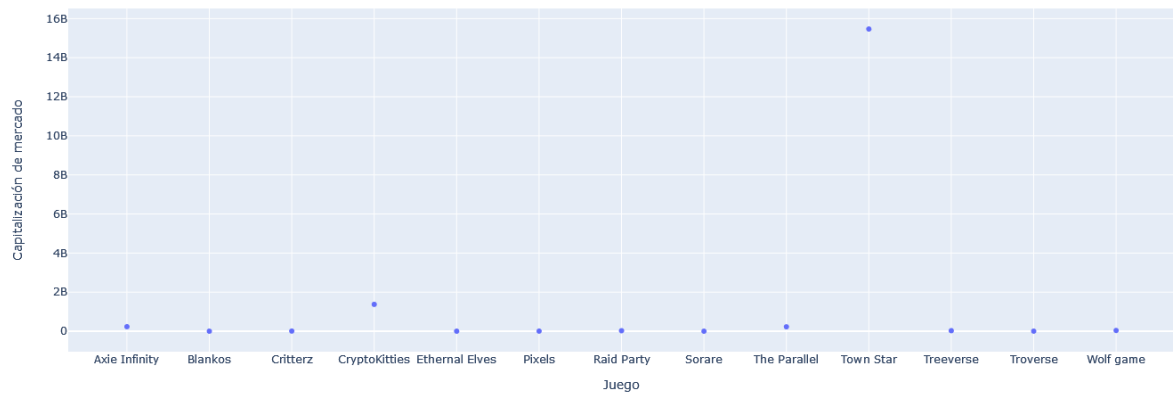


Figura 5.4: Capitalización de mercado de cada juego el 15 de mayo de 2022.

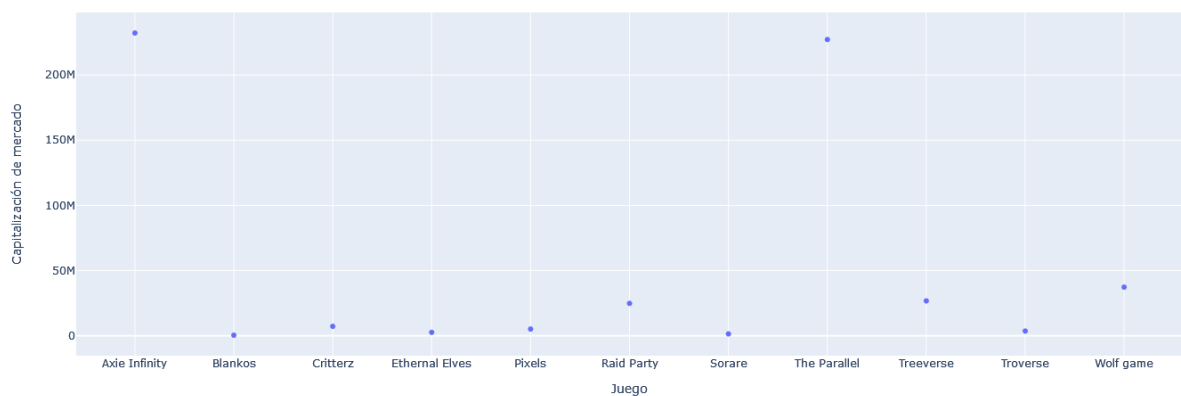


Figura 5.5: Capitalización de mercado el 15 de mayo de 2022 sin Town Star ni CryptoKitties.

Otro aspecto interesante a analizar es la actuación de los inversores. Sin embargo, de este

análisis en adelante se tuvo que descartar el juego CryptoKitties, puesto que trazar el historial de compra-ventas de sus elementos fue totalmente inviable, debido a la gran cantidad de los mismos y a las consecuentes limitaciones en el hardware y temporales del presente trabajo. Por este motivo, a partir de este momento CryptoKitties dejó de considerarse.

El primer punto a analizar antes de adentrarse en los resultados de cada inversor, es la cantidad de transacciones que se han realizado en cada juego. Esto es, la cantidad de jugadores que han hecho al menos una compra-venta en cada juego 5.6. Esta métrica es interesante contrastarla con la cantidad de propietarios, ya que la cantidad de propietarios no muestra qué cantidad de los mismos realiza transacciones. Destaca en este sentido The Parallel y Town Star.

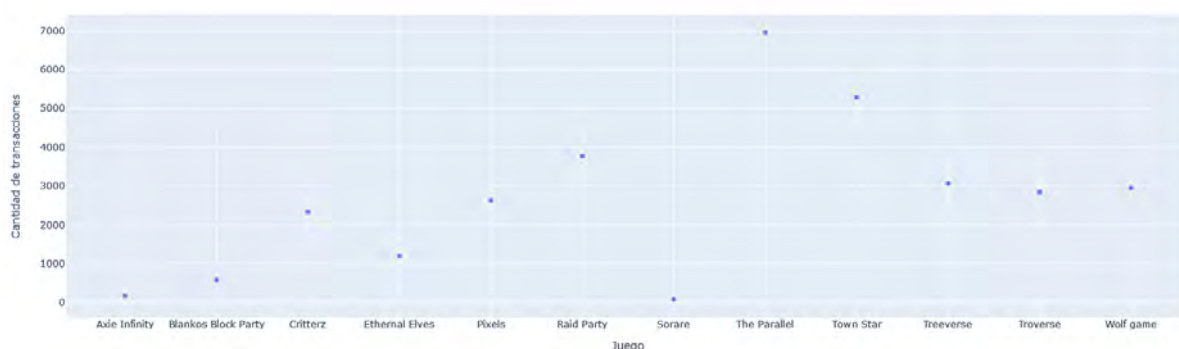


Figura 5.6: Cantidad de jugadores que han realizado al menos una compra-venta en cada juego.

Otra métrica interesante respecto a las transacciones es que cada jugador compra en media dos NFTs de otros jugadores.

Por otro lado, para entender cómo ha sido la actuación de los usuarios, hay que definir primero qué usuarios exactamente entran en consideración. En el gráfico 5.7 se muestra la media de beneficios obtenidos por los inversores de cada juego. Por un lado, los puntos en azul representan la media de beneficios obtenidos por todos los usuarios que han comprado y vendido al menos un NFT de cada juego. En otras palabras, si un usuario únicamente ha comprado NFTs de un juego y no ha llegado a vender ninguno de dicho juego, estas transacciones no se

consideran en el cómputo. Por otro lado, los puntos en rojo representan la media de beneficios obtenidos por todos los usuarios que han comprado o vendido al menos un NFT de cada juego. Como se observa, al no considerar el requerimiento de mínimo una compra y una venta, el beneficio medio de cada inversor es un valor muy cercano a cero. Esto motiva a proseguir con el mencionado requerimiento, puesto que de lo contrario no será posible extraer mayor información. Si se inspecciona con mayor detalle, Town Star es el juego en que los jugadores en media obtienen mayor beneficio, muy por encima de cualquier otro, si bien esto puede llegar a ser engañoso si no se considera la tabla 5.3, dado que en ella se ve que un usuario ha generado un beneficio muy grande.

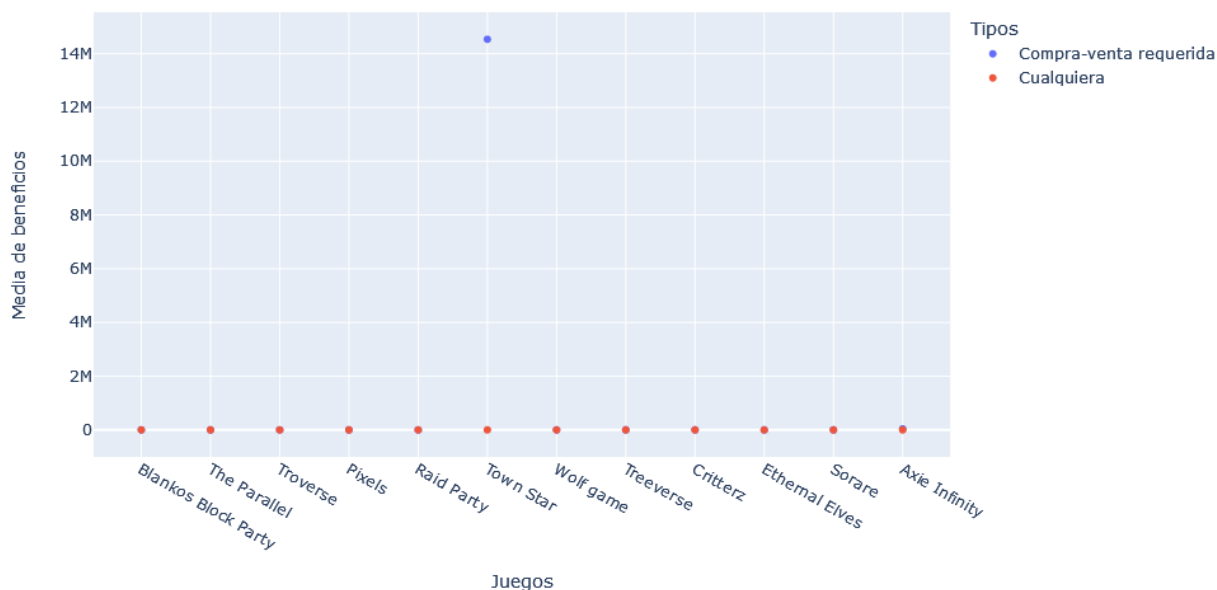


Figura 5.7: Beneficio medio por inversor por cada juego, según el tipo de cálculo.

En las figuras 5.8 y 5.9 se puede ver con más detalle el beneficio medio por cada juego sin considerar Town Star. En ellas destaca Axie Infinity como segundo juego con mejor promedio de beneficios por jugador. En el otro extremo, Raid Party es el único juego en que la media es negativa. Por otro lado, si se comparan dichas figuras con la tabla 5.3, parece que el juego

con menos riesgo desde el punto de vista de la inversión es Sorare, ya que si bien el beneficio medio no es tan elevado como otros, el beneficio mínimo es el mayor de todos los juegos. No obstante, es interesante observar como, a pesar de algunas pérdidas muy grandes, los usuarios que participan en este tipo de inversiones obtienen en promedio beneficios significativamente positivos. Esto refuerza la necesidad de contar con alguna herramienta que evite caer en pérdidas y permita permanecer siempre en el área de beneficios.

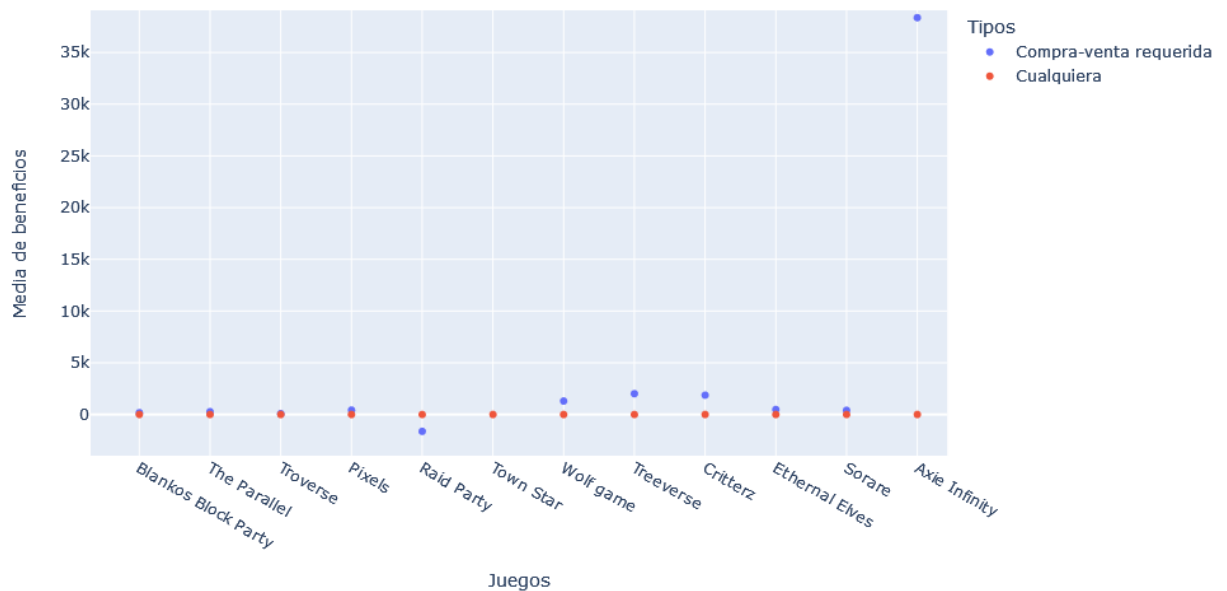


Figura 5.8: Beneficio medio por inversor por cada juego, según el tipo de cálculo y excluyendo Town Star.

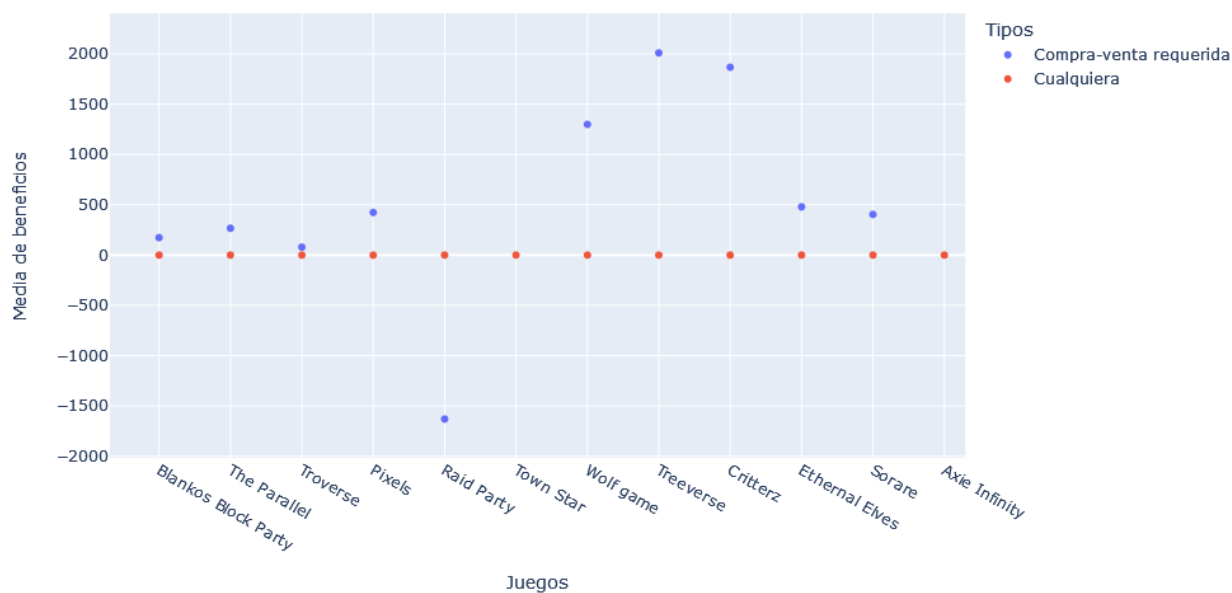


Figura 5.9: Beneficio medio por inversor por cada juego, según el tipo de cálculo y excluyendo Town Star y Axie Infinity.

Cuadro 5.3: Beneficio mínimo y máximo por juego en USD

| Juego | Beneficio mínimo (en USD) | Beneficio máximo (en USD) |
|---------------|---------------------------|---------------------------|
| Blankos | -14,946.1 | 14,888.99 |
| The Parallel | -4,669,895.01 | 1,697,650.61 |
| Troverse | -86,402.48 | 36,849.65 |
| Pixels | -87,398.07 | 74,277.36 |
| Raid Party | -364,383.86 | 100,218.31 |
| Town Star | -16,829,380,846.05 | 32,951,538,798.31 |
| Wolf game | -928,953.75 | 416,731.54 |
| Treeverse | -332,225.76 | 423,608.48 |
| Critterz | -107,023.29 | 367,930.52 |
| Eternal Elves | -68,090.41 | 43,082.35 |
| Sorare | -3,691.88 | 25,482.94 |
| Axie Infinity | -2,147,934.94 | 12,937,727.73 |

En adición al beneficio medio obtenido por jugador, se debe investigar la cantidad de usuarios que consiguen recuperar o incrementar la inversión realizada en cada juego, pues es una

métrica sumamente importante en los algoritmos desarrollados. Esto es precisamente lo que se muestra en la gráfica 5.10. En primer lugar destaca los buenos resultados mostrados por cada uno de los juegos, puesto que Sorare, el juego con peor porcentaje de usuarios que consiguen recuperar la inversión, muestra un valor cercano al 40 %. Si se compara esta cifra con las de otros mercados de inversión, la mejora es notoria, puesto que diversos estudios han demostrado que el 70 % de los inversores diarios en Forex pierden dinero cada cuatrimestre [35], o el 80 % de los inversores diarios en la plataforma de trading eToro pierden dinero al año [36]. Por otro lado, la mayoría de juegos muestra que más de la mitad de sus inversores son capaces de recuperar la inversión inicial, lo cual reafirma que los juegos blockchain pueden ser una interesante opción de inversión.

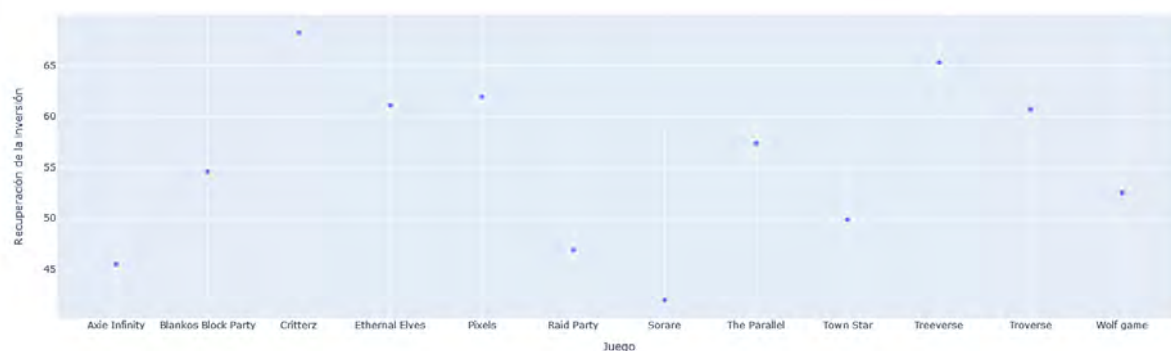


Figura 5.10: Porcentaje de inversores de cada juego que consigue recuperar o incrementar la inversión inicial.

Por otro lado, un punto interesante a analizar es la diversificación y su éxito, es decir, en cuántos juegos suelen invertir los usuarios y cómo se relaciona esto con sus beneficios obtenidos. En el gráfico 5.11 se observa claramente cómo la cantidad de inversores decae exponencialmente con el aumento del número de juegos en los que se ha invertido. Esto deja patente la clara predominancia por invertir en un número reducido de juegos, lo cual es totalmente opuesto a las estrategias de inversión tradicionales (una cartera diversificada).

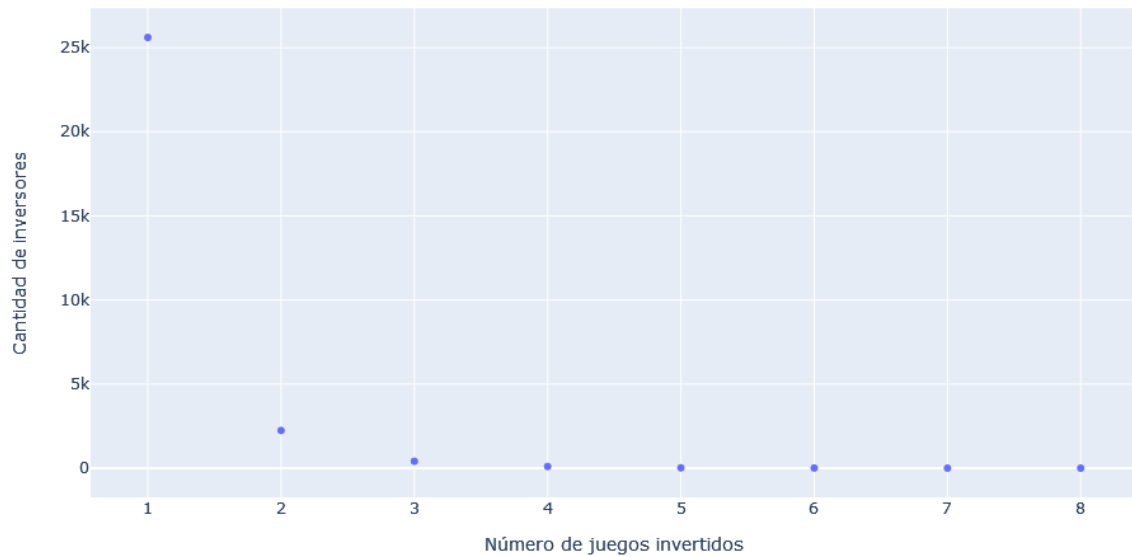


Figura 5.11: Cantidad de inversores según el número de juegos en los que han invertido.

El comportamiento de la gráfica anterior se complementa con la gráfica 5.12, puesto que en ella se observa como los usuarios que mayores beneficios han obtenido son aquellos que han invertido en uno o dos juegos.

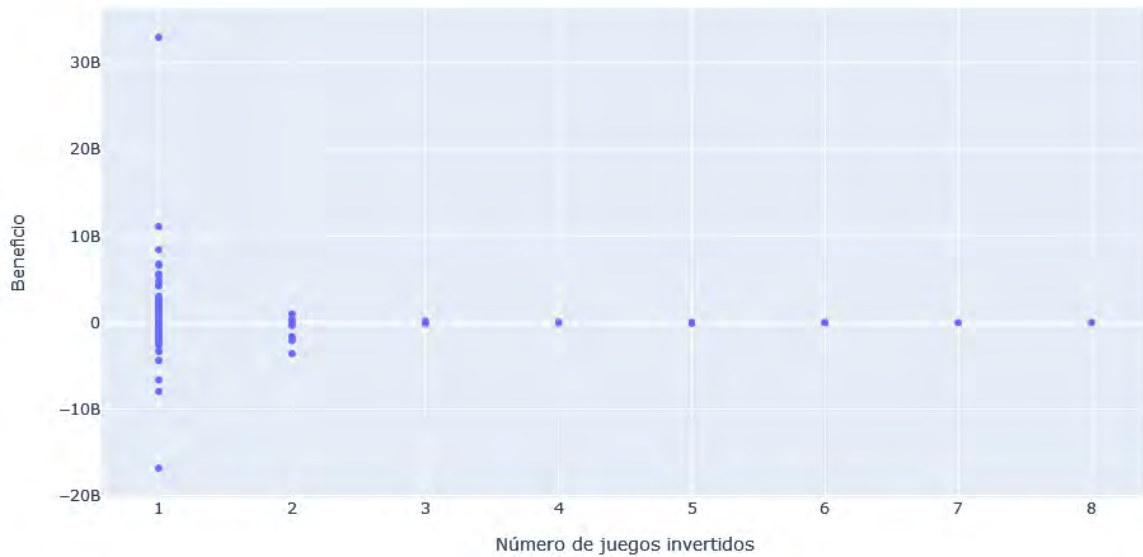


Figura 5.12: Beneficios de los inversores según el número de juegos en los que han invertido.

Finalmente, para el análisis del copycat, es necesario tener presente la figura 5.13, en la que se muestra qué cantidad de inversores de cada juego ha comprado elementos de los mejores inversores. El claro beneficiado es Axie Infinity, ya que casi un centenar de los usuarios que invierten en dicho juego han comprado NFTs del 25 % de los mejores inversores.

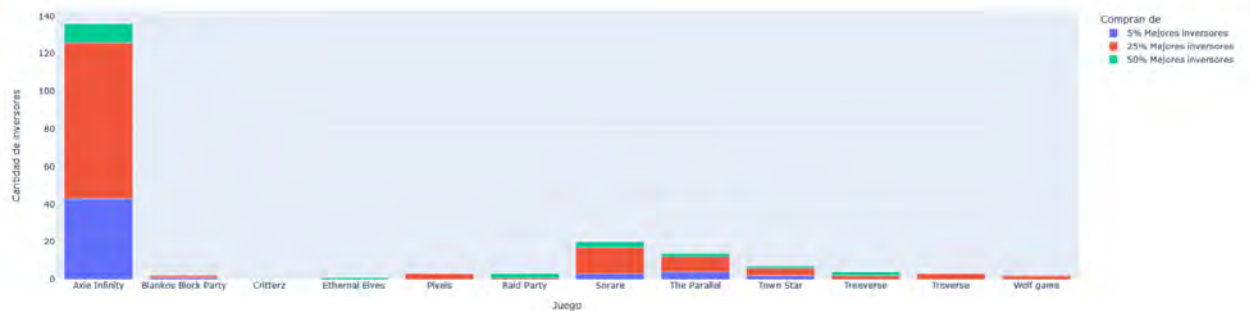


Figura 5.13: Cantidad de usuarios de cada juego que compra de los mejores inversores.

5.1.4. Entorno de ejecución

Con todo listo, se procedió a preparar el entorno en el que se realizó la posterior ejecución. El entorno de ejecución fue Notebook 6.3.0 con Python 3.10.4. Este entorno se construyó sobre un procesador Intel Core i7-10750H.

En primer lugar se llevaron a cabo los experimentos con los algoritmos sin versiones de copycat, es decir, PageRank, HITS y Hub-averaging HITS. En cada experimento se ejecutó cada algoritmo con una combinación distinta de iteraciones y tolerancia aceptada para la convergencia. En concreto, las iteraciones que se examinaron fueron: *100, 200, 500, 1000, 2000 y 5000*. Respecto a la convergencia, los valores que se pusieron a prueba fueron: *2, 1, 0.5, 0.1, 0.05, 0.01, 0.005 y 0.001*. Esto resulta en un total de 48 ejecuciones por algoritmo.

Tras esta primera serie de experimentos, se pusieron a prueba las versiones con copycat. En este caso, además de las combinaciones con los valores anteriores de iteraciones y convergencia, se ejecutó cada algoritmo con cada posible valor de alfa: *0.05, 0.1, 0.5, 0.75, 1, 2, 5, 10, 50, 100, 500*. Esta última ronda de ejecuciones permite observar la diferencia cuando cambia el peso que se le da al copycat.

Es importante mencionar que para la experimentación con copycat únicamente se han añadido arcos entre nodos que ya formaran parte del grafo. Es decir, arcos entre usuarios que ya hayan invertido en algún juego blockchain. El motivo es evitar incorporar nodos de los que no se disponga información respecto a su actuación como inversor.

Capítulo VI

Resultados y discusión

En esta sección se muestran los resultados obtenidos en cada algoritmo, a la vez que se comparan entre ellos y se discuten dichos resultados.

6.1. Resultados propuestas sin copycat

6.1.1. PageRank

Si se analiza en primer lugar el algoritmo de PageRank, lo primero que cabe destacar es que todas sus ejecuciones culminaron por convergencia en las primeras iteraciones, tal y como se había descrito en la propuesta teórica. Esto era esperable dada la naturaleza del grafo de trabajo. Por ende, el número de iteraciones y la tolerancia no afecta en el resultado ni el tiempo de ejecución (el umbral de tolerancia es indiferente, ya que siempre se obtendrá un error acumulado de cero a las pocas iteraciones).

En todas las ejecuciones de PageRank se obtuvo la misma ordenación, que se muestra en la tabla 6.1 junto a sus correspondientes puntuaciones. En dicha tabla se observa claramente como Town Star es el juego predominante, obteniendo una puntuación muy por encima de cualquier

otro juego. En segunda y tercera posición se encuentran The Parallel y Axie Infinity, muy por detrás de Town Star. Los demás juegos obtienen puntuaciones mucho más reducidas.

Cuadro 6.1: Resultados obtenidos con la ordenación de PageRank

| Ordenación | PR |
|-------------------------|--------|
| 1. Town Star | 0.9942 |
| 2. The Parallel | 0.0028 |
| 3. Axie Infinity | 0.0011 |
| 4. Critterz | 0.0005 |
| 5. Treeverse | 0.0004 |
| 6. Raid Party | 0.0004 |
| 7. Pixels | 0.0003 |
| 8. Wolf game | 0.0001 |
| 9. Troverse | 0.0000 |
| 10. Eternal Elves | 0.0000 |
| 11. Blankos Block Party | 0.0000 |
| 12. Sorare | 0.0000 |

Para entender el resultado es necesario tener presente el volumen de ventas de cada juego (tabla 5.2), la cantidad de propietarios por juego (figura 5.2), la cantidad de transacciones por juego (figura 5.6), la cantidad de jugadores que recuperan la inversión (figura 5.10), y la media de beneficios por juego (figura 5.7), dado que este algoritmo puntúa mejor a aquellos juegos en los que hayan invertido grandes cantidades más buenos usuarios, definiéndose por su capacidad de recuperar y/o incrementar el dinero invertido en total. Con estos detalles en mente, no sorprende que Town Star haya obtenido tan buena puntuación, puesto que es el juego con mayor volumen de ventas muy por encima de todos los demás, el segundo en cantidad de propietarios (el primero si no se tiene en cuenta CryptoKitties), el segundo en cantidad de transacciones, y el juego con mejores beneficios obtenidos en media por usuario, también con un valor muy alejado de los demás juegos. En otras palabras, es un juego que muestra excelentes resultados a la hora de generar grandes recompensas, y que por otro lado cuenta con un gran apoyo de la comunidad, por lo que indudablemente es escogido como mejor juego, pese a que no sea el primer juego en

cantidad de transacciones, es decir, en cantidad de enlaces entre usuarios y juegos.

El caso de The Parallel y Axie Infinity, segundo y tercer juego respectivamente en la ordenación, muestra un caso interesante. The Parallel es el segundo juego en términos de volumen de ventas, mientras que Axie Infinity es el tercero (en ambos casos excluyendo CryptoKitties). Ambos juegos tienen un número parecido de propietarios, estando Axie Infinity un poco por encima. Sin embargo, en términos de beneficio medio por jugador, Axie Infinity es muy superior a The Parallel, y aún así The Parallel puntúa mejor en la ordenación. La justificación se esconde detrás del volumen de ventas y la cantidad de transacciones por juego, ya que al ser en ambos casos significativamente mayor en el caso The Parallel, indica que más inversores invierten mayores cantidades en este juego que en Axie Infinity. Por otro lado, presumiblemente estos inversores serán mejores que los que han invertido en Axie Infinity, puesto que una mayor cantidad de los usuarios que invierten en The Parallel recuperan o incrementan su dinero, en comparación a Axie Infinity. Estos hechos son cruciales a la hora de determinar la calidad de un juego, puesto que este algoritmo se basa en que buenos inversores a través de sus inversiones indican qué juegos son de mayor calidad.

Las demás posiciones se justifican fácilmente observando las figuras mencionadas.

6.1.2. HITS

En el caso de HITS todas las ejecuciones culminaron tras alcanzar el máximo número de iteraciones permitido. Por consiguiente, la puntuación de authority obtenida por cada juego es distinta en cada ejecución. Sin embargo, la ordenación es la misma en cada caso, lo que muestra que un control de convergencia por lista de elementos ordenados hubiera sido más apropiado.

Si nos centramos en la ordenación resultante, la tabla 6.2 muestra dicho resultado. Como se mencionaba con anterioridad, la lista resultante es la misma en cada ejecución pese a que la puntuación de authority muestre divergencias.

Cuadro 6.2: Resultados obtenidos con la ordenación de HITS

| Ordenación |
|------------------------|
| 1. Town Star |
| 2. Critterz |
| 3. The Parallel |
| 4. Raid Party |
| 5. Treeverse |
| 6. Pixels |
| 7. Wolf game |
| 8. Axie Infinity |
| 9. Blankos Block Party |
| 10. Troverse |
| 11. Eternal Elves |
| 12. Sorare |

Town Star es el primer juego en la lista. Esta primera posición es evidente, dado que es el segundo juego por cantidad de transacciones, lo cual muestra que habrá una gran cantidad de hubs apuntando a dicho juego, y, si bien no es el juego en que mayor porcentaje de usuarios recuperan su dinero, sí es el juego con mayor beneficio medio muy por encima de cualquier otro, por lo que los pesos de los enlaces entre los hubs y este juego serán en media mucho mayores que los de cualquier otro juego.

Las siguientes posiciones en la lista las ocupan Critterz, The Parallel y Raid Party. Por orden, son el octavo, primero, y tercer juego por cantidad de transacciones. Teniendo en cuenta que Town Star era el segundo, es comprensible que The Parallel y Raid Party se ubiquen en posiciones altas, puesto que habrá muchos hubs apuntando a dichos juegos. Sin embargo, el hecho de que el octavo juego en términos de cantidad de transacciones se ubique en segunda posición se debe a que es el primer juego en cuanto a porcentaje de usuarios que recuperan la inversión inicial, y es el tercer mejor en beneficios medios por usuario, por detrás únicamente de Town Star y Axie Infinity. Este balance entre cantidad de transacciones y cantidad de usuarios que recuperan y ganan dinero es el motivo por el que Critterz se ubique segundo, mientras que

Axie Infinity se ubique octavo, puesto que en este caso le penaliza mucho el hecho de ser el segundo juego con menor cantidad de transacciones, es decir, de hubs relacionados.

6.1.3. Hub-averaging HITS

El comportamiento observado en este caso es muy parecido al observado en el caso de HITS. De nuevo, la ejecución se completa al alcanzar el máximo número de iteraciones sin darse convergencia en las puntuaciones de authority.

La ordenación resultante en cada ejecución es la misma que la observada en HITS, es decir, la que aparece en la tabla 6.2. El algoritmo de Hub-averaging HITS tiene mayor impacto cuanto más enlaces salientes tenga cada hub. Sin embargo, en este caso se ha visto en la gráfica 5.11 que la gran mayoría de usuarios invierte en uno o dos juegos, siendo muy infrecuente ver inversiones en más de tres. Esto se traduce en que la mayoría de hubs tendrá muy pocos arcos salientes, generalmente solo uno, por lo que calcular el hub como media de las authorities no tiene efecto, ya que es equivalente a realizar el cálculo sin dicha media.

6.2. Resultados propuestas con copycat

Tras la experimentación con las versiones sin copycat, se procedió a incorporar los arcos necesarios para llevar a cabo la ejecución con copycat. La cantidad de arcos que fueron introducidos fue reducida debido a la restricción de agregar únicamente arcos entre nodos que ya estuvieran presentes en el grafo, hecho que provocó que el total de arcos agregados por copycat representará únicamente un 1 % del total, es decir, de los 32,096 arcos del grafo.

6.2.1. PageRank con copycat

El primer hecho que se observa al introducir el concepto de copycat, es que cuando el parámetro alfa es pequeño, no hay cambios en la ordenación resultante. Esto era esperable, por varios motivos, siendo el primero el propio peso de los arcos introducidos, que con valores de alfa pequeños tendrán un valor muy reducido, teniendo en cuenta que la cantidad de NFTs comprados en una misma transacción nunca será un número muy elevado. Adicionalmente, el número de arcos introducidos en la versión de copycat no es muy alto, por lo que se requiere de arcos con un peso mínimamente significativo para que pueda haber algún impacto remarcable.

Consecuentemente, no se da ningún cambio significativo hasta que α toma valor 50. Hasta este punto, no hay cambio en la ordenación y todas las ejecuciones culminan por convergencia a las pocas iteraciones, independientemente del nivel de tolerancia. Sin embargo, al establecer el valor 50, las puntuaciones de PageRank dejan de converger cuando el valor de tolerancia toma su mínimo valor, es decir, 0.001, independientemente del número de iteraciones (dentro del rango de experimentación). Esto se ve en mayor detalle en la tabla 6.3.

Cuadro 6.3: Finalización de ejecución PageRank con copycat para cada valor de α

| Valor de α | Finalización | Tolerancia que permite convergencia |
|-------------------|-------------------------------|-------------------------------------|
| 0.05 | Convergencia | Cualquiera |
| 0.1 | Convergencia | Cualquiera |
| 0.5 | Convergencia | Cualquiera |
| 0.75 | Convergencia | Cualquiera |
| 1 | Convergencia | Cualquiera |
| 2 | Convergencia | Cualquiera |
| 5 | Convergencia | Cualquiera |
| 10 | Convergencia | Cualquiera |
| 50 | Convergencia y max. iteración | > 0.001 |
| 100 | Convergencia y max. iteración | > 0.001 |
| 500 | Convergencia y max. iteración | > 0.01 |

Otro resultado interesante que ha mostrado esta experimentación es que si las puntuaciones de PageRank no convergen a las pocas iteraciones, entonces no convergerán. Este comporta-

miento ya ha sido observado previamente en múltiples trabajos [37].

Respecto a la ordenación obtenida, en la tabla 6.4 se observan las ordenaciones resultantes en función del parámetro α . Tal y como se describía anteriormente, cuando el valor de α es pequeño, es decir, menor o igual a 50, entonces la ordenación es la misma que la obtenida con PageRank. Sin embargo, para valores de α mayores de 100, la ordenación cambia. La principal diferencia que se puede observar es que Axie Infinity sube hasta la primera posición, en detrimento de Town Star que cae hasta la quinta. También puede observarse una importante mejora en la posición de Sorare, que sube de la última posición a la cuarta.

Cuadro 6.4: Resultados obtenidos con la ordenación de PageRank con copycat

| $\alpha \leq 50$ | $\alpha \geq 100$ |
|-------------------------|------------------------|
| 1. Town Star | 1. Axie Infinity |
| 2. The Parallel | 2. The Parallel |
| 3. Axie Infinity | 3. Raid Party |
| 4. Critterz | 4. Sorare |
| 5. Treeverse | 5. Town Star |
| 6. Raid Party | 6. Treeverse |
| 7. Pixels | 7. Blankos Block Party |
| 8. Wolf game | 8. Wolf game |
| 9. Troverse | 9. Pixels |
| 10. Eternal Elves | 10. Troverse |
| 11. Blankos Block Party | 11. Critterz |
| 12. Sorare | 12. Eternal Elves |

Esta disparidad de resultados puede explicarse por la cantidad de NFTs en circulación de cada juego. Más concretamente, introducir la técnica de copycat no se hace en detrimento de las relaciones previamente existentes, dado que la distribución del Page Rank de un nodo a sus nodos hijos no se ve alterada cuando se introduce un nuevo arco saliente. Esto significa que los principales juegos beneficiados por esta técnica son aquellos en los que invierten usuarios que compran muchos NFTs de otros usuarios, y más si estos usuarios vendedores son buenos inversores. Un indicador de este hecho puede observarse en la figura 5.13, ya que en ella se observa

qué cantidad de usuarios de cada juego compra elementos de los mejores inversores. Estos datos explican por qué juegos como Axie Infinity o Sorare sufren mejoras tan significativas, al ser los juegos en los que más inversores compran elementos de los mejores inversores (concretamente, Axie Infinity es el juego con más cantidad, seguido por Sorare).

Otro buen indicador de este hecho puede estar en la tabla 5.1, dado que más cantidad de NFTs repartidos entre más propietarios indica más posibles movimiento de NFTs entre usuarios.

Finalmente, en lo que respecta a las puntuaciones de Page Rank, se observa que cuando α toma un valor elevado, si la ejecución no acaba por convergencia, entonces todas las puntuaciones excepto la de Axie Infinity tendrán un valor muy pequeño, muy cercano al cero. Por su parte, Axie Infinity obtendrá una puntuación reducida pero ligeramente superior.

6.2.2. HITS con copycat

Al igual que ocurría al introducir la técnica de copycat en la adaptación de PageRank, de nuevo se observan discrepancias en la ordenación cuando α toma mayores valores. Sin embargo, en este caso el cambio es más rápido, dado que con un valor de α igual a 50, ya ha cambiado la ordenación. En la tabla 6.5 se observa cómo evoluciona la ordenación cuando α cambia de valor.

En este caso, todas las iteraciones culminan al alcanzar la iteración máxima permitida, de modo que nunca se da ninguna convergencia. Esto era esperable teniendo en cuenta que la versión original de HITS tampoco conseguía converger.

Si se observa con detenimiento la tabla 6.5, es fácil observar que el juego que sale más beneficiado es Axie Infinity, ya que es el juego que pasa a ocupar la primera posición. Esto es debido al mismo hecho que se observó en el caso de PageRank con copycat, y es que Axie Infinity es el juego en el que invierten mayor cantidad de usuarios que han comprado elementos de buenos inversores. Esto provoca que los hubs que apunta a este juego ahora tengan una

Cuadro 6.5: Resultados obtenidos con la ordenación de HITS con copycat

| $\alpha < 50$ | $\alpha \geq 50$ |
|------------------------|------------------------|
| 1. Town Star | 1. Axie Infinity |
| 2. Critterz | 2. The Parallel |
| 3. The Parallel | 3. Blankos Block Party |
| 4. Raid Party | 4. Town Star |
| 5. Treeverse | 5. Treeverse |
| 6. Pixels | 6. Wolf game |
| 7. Wolf game | 7. Pixels |
| 8. Axie Infinity | 8. Critterz |
| 9. Blankos Block Party | 9. Raid Party |
| 10. Troverse | 10. Troverse |
| 11. Eternal Elves | 11. Eternal Elves |
| 12. Sorare | 12. Sorare |

puntuación mayor, dado que conectan con un mayor número de authorities, lo cual incrementa sustancialmente su puntuación. Adicionalmente, esto se complementa con el hecho que Axie Infinity es el segundo mejor juego en términos de beneficio medio por inversor.

Por su parte, Town Star, que es el juego con mejor promedio de beneficios por inversor, se ve fuertemente penalizado por la poca cantidad de sus usuarios que han invertido en los mejores inversores, hecho que justifica que caiga hasta la cuarta posición.

Un caso más particular se observa en Blankos Block Party, que sufre una notoria mejora de clasificación. Si bien se trata de un juego con unas métricas regulares, se observa que algunos de sus inversores han comprado elementos del 5 % de mejores inversores. Esto es la causa de que se sitúe en tan buena posición, ya que al no normalizar el beneficio de cada jugador, estos nuevos enlaces tendrán un peso muy elevado, a causa de dichos beneficios, pues corresponden a los de los mejores inversores.

Por otra parte, se observó que al normalizar el beneficio, el comportamiento obtenido es idéntico al del algoritmo de HITS original. Esto se debe a que el peso de los enlaces es muy reducido, lo cual, junto al hecho de que se han incorporado pocos arcos, provoca que el incre-

mento en las puntuaciones de los hubs sea ínfimo, lo que a su vez se traduce en puntuaciones de authorities sin cambios.

6.2.3. Hub-averaging HITS con copycat

Los resultados obtenidos con la versión de Hub-averaging HITS con copycat son las mismas que se observaron en la versión de HITS con copycat. Esto ocurre porque se ha introducido poca cantidad de arcos en el grafo, por lo que cada nodo generalmente solo tendrá uno, o pocos arcos salientes. Esto se traduce en que el cálculo de puntuaciones de hubs es virtualmente el mismo que se realizaba en HITS, ya que la suma de puntuaciones de hubs se dividirá por lo general entre uno o dos, dando como resultado las mismas puntuaciones que se dieron en HITS.

Por consiguiente, si el cálculo de puntuaciones es igual que el de HITS, ambas versiones son exactamente iguales, hecho que justifica el comportamiento idéntico, tanto de resultados, como de puntuaciones authorities y tiempos de ejecución.

6.3. Comparación

Tras todas las ejecuciones llevadas a cabo, y el correspondiente análisis de los resultados obtenidos, ya es posible realizar una comparación agregada de todos los algoritmos.

El primer punto a remarcar es que no es posible analizar los comportamientos de las versiones de Hub-averaging HITS dada la naturaleza de los grafos con los que se ha trabajado. Al ser grafos con pocos arcos salientes por cada nodo, tanto en la versión con copycat como con la versión sin el mismo, el factor clave de este algoritmo ha quedado totalmente opacado, lo que en ambos casos se ha traducido a tener una versión idéntica al algoritmo de HITS original. Esto indica la poca idoneidad de este algoritmo para grafos poco densos, como era el caso de los experimentos del presente trabajo. Queda disponible para futuras experimentaciones la

propuesta teórica planteada en este trabajo, a fin de poder analizar su comportamiento con una mayor cantidad de enlaces e interconexiones de la red blockchain.

Dejando Hub-averaging HITS a un lado, podemos pasar a analizar los algoritmos restantes: HITS, PageRank, y sus versiones con copycat. Como se determinó en el análisis teórico, todos estos algoritmos tienen la misma complejidad computacional, de modo que es esperable que sus tiempos de ejecución sean parejos si su convergencia se da por iteración. En la gráfica 6.1 se puede observar dicho suceso, si bien en el caso de PageRank el tiempo de ejecución es muy cercano a cero, dado que en todas las ejecuciones converge a las pocas iteraciones.

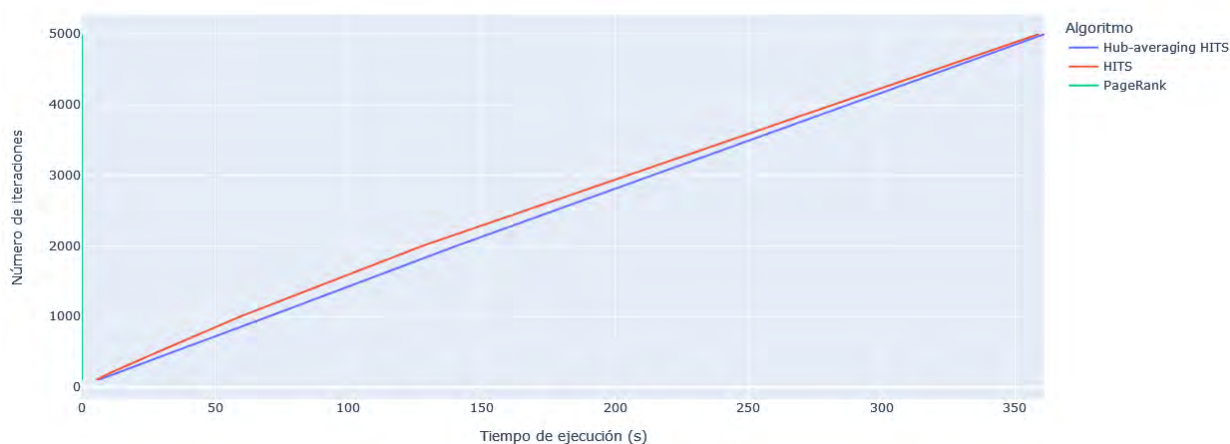


Figura 6.1: Tiempo de ejecución por número de iteraciones sin copycat .

Cuando se incorporó la técnica de copycat se observó que la diferencia del tiempo de ejecución respecto a la versión sin copycat era reducida en caso de que no se diera convergencia, debido a que no se incorporaron una gran cantidad de arcos. Es esperable que cuanto más arcos haya en el grafo, mayor será el tiempo de ejecución. Por otro lado, el valor del parámetro α no provoca variaciones significativas en el tiempo de ejecución.

En lo que respecta a los resultados obtenidos por cada algoritmo, en la tabla 6.6 se muestran todos los resultados. El primer elemento a destacar, tal y como se ha descrito previamente, es

que cuando se introduce la técnica de copycat, los resultados no varían respecto a la versión original hasta que el valor del parámetro α toma un valor significativamente alto. Esto viene causado, en primer lugar, por la poca cantidad de arcos que se añadieron con la implementación de dicha técnica, por las causas descritas con anterioridad. En segundo lugar, el peso de estos arcos también juega un papel fundamental. Esto se ejemplifica perfectamente al comparar las versiones de PageRank y HITS, ambos con copycat; en la versión de HITS, se observa que la diferencia de resultados respecto a la versión original se da más rápidamente, causado por incorporar en los arcos un nuevo multiplicador, el cociente entre el total generado por el nodo receptor y el total invertido por el mismo, lo cual provoca que dichos arcos tomen un valor más grande. Cabe destacar que si dicho elemento se normaliza, entonces no se obtiene ninguna diferencia de resultado respecto a la versión original de HITS.

| Sin copycat | | Con copycat | | | |
|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|
| PageRank | HITS | PageRank | | HITS | |
| | | $\alpha \leq 50$ | $\alpha \geq 100$ | $\alpha < 50$ | $\alpha \geq 50$ |
| 1. Town Star | 1. Town Star | 1. Town Star | 1. Axie Infinity | 1. Town Star | 1. Axie Infinity |
| 2. The Parallel | 2. Critterz | 2. The Parallel | 2. The Parallel | 2. Critterz | 2. The Parallel |
| 3. Axie Infinity | 3. The Parallel | 3. Axie Infinity | 3. Raid Party | 3. The Parallel | 3. Blankos |
| 4. Critterz | 4. Raid Party | 4. Critterz | 4. Sorare | 4. Raid Party | 4. Town Star |
| 5. Treeverse | 5. Treeverse | 5. Treeverse | 5. Town Star | 5. Treeverse | 5. Treeverse |
| 6. Raid Party | 6. Pixels | 6. Raid Party | 6. Treeverse | 6. Pixels | 6. Wolf game |
| 7. Pixels | 7. Wolf game | 7. Pixels | 7. Blankos | 7. Wolf game | 7. Pixels |
| 8. Wolf game | 8. Axie Infinity | 8. Wolf game | 8. Wolf game | 8. Axie Infinity | 8. Critterz |
| 9. Troverse | 9. Blankos | 9. Troverse | 9. Pixels | 9. Blankos | 9. Raid Party |
| 10. Eternal Elves | 10. Troverse | 10. Eternal Elves | 10. Troverse | 10. Troverse | 10. Troverse |
| 11. Blankos | 11. Eternal Elves | 11. Blankos | 11. Critterz | 11. Eternal Elves | 11. Eternal Elves |
| 12. Sorare | 12. Sorare | 12. Sorare | 12. Eternal Elves | 12. Sorare | 12. Sorare |

Cuadro 6.6: Resultados obtenidos con cada algoritmo

Por otro lado, si se observan las primeras posiciones, destaca que Town Star se ubique en la primera posición en todos los casos excepto aquellos en los que se aplica copycat con un valor de α elevado. Este resultado no es casualidad, ya que PageRank puntúa mejor a aquellos juegos en los que han invertido grandes cantidades buenos inversores, es decir, aquellos usuarios que han conseguido recuperar o incrementar sus inversiones generales. Por otro lado, en HITS

saldrán más beneficiados todos aquellos juegos en los que hayan invertido muchos jugadores (muchos hubs) que hayan conseguido recuperar y mejorar sus inversiones realizadas en **ese juego**. Consecuentemente, en ambos casos Town Star es el mejor juego, ya que es el que tiene mejor media de beneficios generados por sus inversores muy por encima de cualquier otro, lo cual provoca que irremediamente se ubique en la primera posición. Esto muestra una similitud importante entre HITS y PageRank, ya que en ambos algoritmos se puntuará muy alto a cualquier juego capaz de generar muchos beneficios a sus inversores.

Sin embargo, este hecho provoca al mismo tiempo discrepancias notorias. PageRank pone mayor atención en aquellos juegos en los que hayan invertido mucho dinero buenos inversores en términos generales. Por su parte, HITS pone más peso a aquellos juegos en los que sus inversores hayan conseguido generar mejores recompensas dentro del contexto del mismo juego. En otras palabras, mientras PageRank evalúa la calidad de cada inversor en términos absolutos, HITS lo hace en términos locales de cada juego en evaluación. Adicionalmente, cada nuevo nodo usuario que se conecta a un nodo juego tiene una relevancia mucho mayor en HITS que en PageRank. El motivo es que en PageRank, cualquier nodo inversor distribuirá su puntuación a los nodos juegos en función de la cantidad invertida, por lo que por muy alto que califique como inversor, si aporta poca cantidad al juego, su contribución a la calidad del mismo será limitada. Por contra, en HITS no existe tal limitación por cantidad invertida, dando aún mayor peso a los juegos en los que sus jugadores consigan generar mayores beneficios. Por consiguiente, HITS calificará mejor todo juego que cuente con una mayor base de inversores que recuperan su inversión.

Esta discrepancia en las naturalezas de ambos algoritmos es la justificación de que Critterz pase a ser el segundo mejor juego en HITS, ya que es el juego en el que mayor cantidad de inversores consiguen recuperar su inversión, y el cuarto juego con mejor media de beneficios por jugador. Este hecho se puede comparar con The Parallel, ya que es el tercer juego en HITS

y el segundo en PageRank. El hecho de que ocupe ambas posiciones se debe a que es el primer juego en cantidad de transacciones (lo que se traduce a su vez en cantidad de arcos entre usuarios y juegos), a la vez que es uno de los mejores en términos de capacidad de recuperar la inversión, y uno de los mejores en volumen de ventas. Sin embargo, decae en HITS al ser un juego que ofrece generar menos beneficios medios por jugador que Critterz.

Cuando se agrega la técnica de copycat, a las características previas de PageRank se incorpora el hecho de que aquellos jugadores que compren más NFTs de mejores jugadores, tendrán una mejor calidad como inversor. Este hecho se comparte con la versión de HITS con copycat, puesto que en ambos casos la calidad del vendedor es un elemento de peso. No obstante, en la versión de PageRank, la calidad del vendedor se transmitirá al comprador en función del parámetro α y la cantidad de NFTs comprados, mientras que en el caso de HITS, se incorpora nuevamente otro multiplicador, que es el cociente entre el total generado y el total invertido del vendedor **sin normalizar**. Esto tiene unas consecuencias parecidas a las de las versiones originales, puesto que añadir un arco entre usuarios tiene más peso en la versión de HITS que en la de PageRank. En la versión de PageRank con copycat, a las características originales se le suma la consideración de la cantidad de inversores de cada juego que hayan adquirido NFTs de buenos inversores. Es decir, los juegos que salen ahora más beneficiados son aquellos en los que sus inversores hayan comprado más NFTs de más buenos inversores, hecho que explica porque Axie Infinity y Sorare mejoran tanto.

Si bien en el caso de HITS es similar, hay un matiz importante, puesto que HITS además puntuará mejor cuanto más beneficios hayan generado los vendedores. Esto explica porque en este caso Sorare está en el último lugar, y es que, pese a que los inversores de dicho juego han comprado de buenos inversores, esto se ve limitado al hecho que no han generado tanta cantidad de beneficios.

Capítulo VII

Conclusiones

Tras el análisis teórico y la experimentación, las principales conclusiones que se pueden extraer del presente trabajo son las siguientes:

- Si bien las criptomonedas y los NFTs han atraído la atención de investigadores y público general, el área de juegos blockchain está aún sin explorar. Esto abre muchas posibles líneas de investigación, de las cuales el presente trabajo marca una de ellas.
- Las inversiones en juegos blockchain son capaces de generar beneficios extraordinarios pero, al mismo tiempo, pérdidas igualmente importantes. Disponer de herramientas de asistencia en la toma de decisiones es crucial.
- En media, los juegos blockchain parecen ser capaces de generar mejores retornos que otros tipos de inversión más populares, y al mismo tiempo, muestran estrategias de inversión fuera de los habituales, especialmente en términos de diversificación.
- Los algoritmos de análisis de enlaces ofrecen una herramienta rápida y adecuada para desarrollar un asistente a la inversión en juegos basados en blockchain.

- Todos los algoritmos propuestos se basan en la calidad de los inversores como guía para encontrar buenas oportunidades de inversión.
- Las propuestas de PageRank y HITS clasifican mejor a aquellos juegos capaces de generar grandes recompensas. Sin embargo, PageRank determina la calidad de los inversores en términos generales sin diferenciar entre juegos, mientras que HITS determina la calidad de los inversores en el contexto de cada juego. Adicionalmente, PageRank, a diferencia de HITS, considera las cantidades invertidas por cada jugador en cada juego. Por ende, HITS buscará todo juego que cuente con una gran base de inversores que recuperan o incrementan su dinero, priorizando aquellos en los que se incrementa en mayor medida, mientras que PageRank buscará aquellos juegos en los que hayan invertido grandes cantidades de dinero buenos inversores.
- La técnica de copycat, tan común en otros mercados de inversión, es posible aplicarla en este contexto. Cuando se incorpora en PageRank, se observa que la cantidad de inversores que han comprado más NFTs de más buenos inversores se benefician significativamente. En el caso de HITS, además puntúa mejor en los casos en los que el vendedor haya conseguido generar más beneficios en términos generales.
- Se puede alterar a voluntad el peso que se le da a la técnica de copycat para la búsqueda de buenas inversiones (parámetro α). Cuando dicho peso toma un valor dentro del rango 50-100, dicha técnica pasa a jugar un papel importante en la ordenación, alterando los resultados.
- Si bien puede ser útil la técnica del copycat, en algunas situaciones puede beneficiar a juegos poco atractivos desde el punto de vista de los datos. PageRank y HITS por su parte, ofrecen perspectivas diferentes para determinar buenas inversiones, y deberían emplearse ambos.

- La propuesta de Hub-averaging HITS ha acabado comportándose exactamente igual que HITS, debido a la poca cantidad de arcos salientes de cada nodo usuario. Queda pendiente en futuros trabajos analizar su comportamiento en grafos más densos.
- Queda en el alcance de futuras investigaciones incorporar en los algoritmos la consideración del riesgo, de manera que se tenga en cuenta a la hora de ordenar la pérdida media que obtiene cada jugador en cada juego, a fin de recomendar inversiones más seguras.



Bibliografía

- [1] G. Wearden, “Bitcoin records biggest one-day drop for almost two months.” The Guardian, 18-Abril-2021 [Online]. Disponible: <https://www.theguardian.com/technology/2021/apr/18/bitcoin-records-biggest-one-day-drop-for-months>. [Accedido: 06-Mayo-2022].
- [2] J. Kollewe, “Bitcoin price surges to record high of more than \$68,000.” The Guardian, 09-Noviembre-2021 [Online]. Disponible: <https://www.theguardian.com/technology/2021/nov/09/bitcoin-price-record-high-cryptocurrencies-ethereum>. [Accedido: 06-Mayo-2022].
- [3] H. T. M. Gamage, H. Weerasinghe, and N. G. J. Dias, “A survey on blockchain technology concepts, applications, and issues,” *SN Computer Science*, vol. 1, 04 2020.
- [4] A. Joshi, M. Han, and Y. Wang, “A survey on security and privacy issues of blockchain technology,” *Mathematical Foundations of Computing*, vol. 1, pp. 121–147, 01 2018.
- [5] M. Crosby, P. Pattanayak, S. Verma, V. Kalyanaraman, *et al.*, “Blockchain technology: Beyond bitcoin,” *Applied Innovation*, vol. 2, no. 6-10, p. 71, 2016.

- [6] H. Sheikh, "Proof-of-work vs proof-of-stake: A comparative analysis and an approach to blockchain consensus mechanism," vol. 6, pp. 786–791, 12 2018.
- [7] S. Nakamoto, "Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system," *Cryptography Mailing list* at <https://metzdowd.com>, 03 2009.
- [8] C. R. Team, "Predicción del precio del bitcoin en 2022 y más allá: ¿el btc se recuperará?." *Capital*, 24-Marzo-2022 [Online]. Disponible: <https://capital.com/es/prediccion-precio-bitcoin-btc>. [Accedido: 07-Mayo-2022].
- [9] V. Buterin, "A next generation smart contract & decentralized application platform," *Ethereum Foundation*, 2013.
- [10] C. T. Nguyen, D. T. Hoang, D. N. Nguyen, D. Niyato, H. T. Nguyen, and E. Dutkiewicz, "Proof-of-stake consensus mechanisms for future blockchain networks: Fundamentals, applications and opportunities," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 85727–85745, 2019.
- [11] V. Fedorychak, "What are smart contracts and how do they work?." Lvivity, 14-Junio-2018 [Online]. Disponible: <https://lvivity.com/what-are-smart-contracts>. [Accedido: 07-Mayo-2022].
- [12] S. N. Khan, F. Loukil, C. Ghedira-Guegan, E. Benkhelifa, and A. Bani-Hani, "Blockchain smart contracts: Applications, challenges, and future trends," *Peer-to-Peer Networking and Applications*, vol. 14, pp. 2901–2925, Sep 2021.
- [13] U. W. Chohan, "Non-fungible tokens: Blockchains, scarcity, and value," *Critical Blockchain Research Initiative (CBRI) Working Papers*, 2021.
- [14] Q. Wang, R. Li, Q. Wang, and S. Chen, "Non-fungible token (NFT): overview, evaluation, opportunities and challenges," *CoRR*, vol. abs/2105.07447, 2021.

- [15] A. Storey, “This is where nft metadata is stored | everything you need to know.” Poster grind, 09-Marzo-2022 [Online]. Disponible: <https://postergrind.com/this-is-where-nft-metadata-is-stored-everything-you-need-to-know/>. [Accedido: 07-Mayo-2022].
- [16] E. Reguerra, “NFT gaming generated \$2.32B in Q3 — BGA report.” Coin Telegraph, 21-Diciembre-2021 [Online]. Disponible: <https://cointelegraph.com/news/nft-gaming-generated-2-32b-in-q3-bga-report>. [Accedido: 07-Mayo-2022].
- [17] C. Silverstein, H. Marais, M. Henzinger, and M. Moricz, “Analysis of a very large web search engine query log,” in *Acm sigir forum*, vol. 33, pp. 6–12, ACM New York, NY, USA, 1999.
- [18] J. M. Kleinberg, “Hubs, authorities, and communities,” *ACM Comput. Surv.*, vol. 31, p. 5–es, dec 1999.
- [19] S. Brin and L. Page, “The anatomy of a large-scale hypertextual web search engine,” *Computer networks and ISDN systems*, vol. 30, no. 1-7, pp. 107–117, 1998.
- [20] C. Lockwood, Z. Munn, and K. Porritt, “Qualitative research synthesis: methodological guidance for systematic reviewers utilizing meta-aggregation,” *JBI Evidence Implementation*, vol. 13, no. 3, 2015.
- [21] M. Franceschet and G. Colavizza, “Art metrics,” *CoRR*, vol. abs/1907.07758, 2019.
- [22] W. Xing and A. Ghorbani, “Weighted pagerank algorithm,” in *Proceedings. Second Annual Conference on Communication Networks and Services Research, 2004.*, pp. 305–314, IEEE, 2004.

- [23] E. Peserico and L. Pretto, “Score and rank convergence of hits,” in *Proceedings of the 32nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, SIGIR '09, (New York, NY, USA), p. 770–771, Association for Computing Machinery, 2009.
- [24] A. Borodin, G. O. Roberts, J. S. Rosenthal, and P. Tsaparas, “Link analysis ranking: algorithms, theory, and experiments,” *ACM Transactions on Internet Technology (TOIT)*, vol. 5, no. 1, pp. 231–297, 2005.
- [25] A. Borodin, G. Roberts, J. Rosenthal, and P. Tsaparas, “Finding authorities and hubs from link structures on the world wide web,” 12 2000.
- [26] A. M. Zareh Bidoki and N. Yazdani, “Distancerank: An intelligent ranking algorithm for web pages,” *Information Processing Management*, vol. 44, no. 2, pp. 877–892, 2008. Evaluating Exploratory Search Systems Digital Libraries in the Context of Users’ Broader Activities.
- [27] Y. Matsuo, Y. Ohsawa, and M. Ishizuka, “Average-clicks: A new measure of distance on the world wide web,” *Journal of Intelligent Information Systems*, vol. 20, pp. 51–62, Jan 2003.
- [28] R. S. Sutton, A. G. Barto, *et al.*, “Introduction to reinforcement learning,” 1998.
- [29] NFTGo, “How to calculate the Market Cap of ERC1155 NFTs?.” Medium, 11-Setiembre-2021 [Online]. Disponible: <https://nftgo.medium.com/how-to-calculate-the-market-cap-of-erc1155-nfts-867e15e06c47>. [Accedido: 12-Mayo-2022].

- [30] J.-M. Kim, C. Cho, and C. Jun, “Forecasting the price of the cryptocurrency using linear and nonlinear error correction model,” *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 15, no. 2, 2022.
- [31] M. Verbeek and Y. Wang, “Better than the original? the relative success of copycat funds,” *Journal of Banking Finance*, vol. 37, no. 9, pp. 3454–3471, 2013.
- [32] “API Reference.” Rarible, [Online]. Disponible: <https://docs.rarible.org/api-reference/>. [Accedido: 20-Abril-2022].
- [33] Brent, “I know what ETH is but what is WETH?.” Matcha, 08-Mayo-2022 [Online]. Disponible: <https://help.matcha.xyz/en/articles/3983459-i-know-what-eth-is-but-what-is-weth>. [Accedido: 15-Mayo-2022].
- [34] Nathan Reiff, “What Crypto Users Need to Know: The ERC20 Standard.” Investopedia, 24-Agosto-2021 [Online]. Disponible: <https://www.investopedia.com/tech/why-crypto-users-need-know-about-erc20-token-standard/>. [Accedido: 14-Mayo-2022].
- [35] Securities and Exchange Commission, “Foreign currency exchange (forex) trading for individual investors,” 2011.
- [36] “If You’re Day Trading, You Will Probably Lose Money: Here’s Why.” Insider, [Online]. Disponible: <https://markets.businessinsider.com/news/stocks/if-you-re-day-trading-you-will-probably-lose-money-here-s-why-1030667770>. [Accedido: 24-Junio-2022].

- [37] S. Kamvar, T. Haveliwala, and G. Golub, “Adaptive methods for the computation of pagerank,” *Linear Algebra and its Applications*, vol. 386, pp. 51–65, 2004. Special Issue on the Conference on the Numerical Solution of Markov Chains 2003.

