



Tipo de artículo: Artículos originales
Temática: Procesamiento de Lenguaje Natural
Recibido: 18/10/2023 | Aceptado: 11/01/2024 | Publicado: 30/03/2024

Identificadores persistentes:
DOI: [10.48168/innosoft.s15.a117](https://doi.org/10.48168/innosoft.s15.a117)
ARK: [ark:/42411/s15/a117](https://nbn-resolving.org/ark:/42411/s15/a117)
PURL: [42411/s15/a117](https://purl.org/42411/s15/a117)

Clasificador de Reseñas de Videojuegos de la Plataforma Steam

Steam Video Game Reviews Classifier

Luis Alberto Gonzáles Usca ^{1*}, Kevin Joel Linares Salinas ², Jose Alfredo Pinto Villamar ³ [0009-0000-5074-0187]

¹ Universidad La Salle. Arequipa, Perú. lgonzalesu@ulasalle.edu.pe

² Universidad La Salle. Arequipa, Perú. klinaress@ulasalle.edu.pe

³ Universidad La Salle. Arequipa, Perú. jpintov@ulasalle.edu.pe

* Autor para correspondencia: lgonzalesu@ulasalle.edu.pe

Resumen

Este documento utiliza un dataset ofrecido por la comunidad de Steam, el cual recopila más de 37 millones de recomendaciones de usuarios de distintos videojuegos, estos datos están cuidadosamente limpiados y preprocesados, y todos ellos son provenientes de la Steam Store, la cual es una plataforma de contenido descargable de videojuegos en línea. Lo que se hará con este dataset será un análisis de comentarios de cada usuario de la Steam Store con la finalidad de clasificar emociones, tanto negativas como positivas. El dataset está constituido por tres conjuntos de datos, donde utilizaremos solo las recomendaciones para realizar este trabajo.

Palabras clave: Videojuegos, Steam Store, Recomendaciones, Emociones

Abstract

This paper leverages a dataset generously provided by the Steam community, encompassing over 37 million user recommendations for various video games. These meticulously cleaned and preprocessed data originate exclusively from the Steam Store, a platform for online downloadable content in the realm of video games. The primary objective of this study is to conduct a sentiment analysis of user comments within the Steam Store, discerning both negative and positive emotions. The dataset comprises three distinct subsets, and this study focuses exclusively on the recommendations dataset for its analysis.

Keywords: Video Games, Steam Store, Recommendations, Emotions

Introducción

Este documento usa una recopilación de datos de los comentarios de la plataforma Steam. Steam fue creado por la empresa de desarrollo Valve Corporation, y es creada con la finalidad de ofrecer al público actualizaciones automáticas de sus juegos, pero finalmente se optó por albergar juegos de terceros, haciendo que Steam se comporte como una unidad de comercio de videojuegos. Además, esta plataforma ofrece protección contra la piratería, garantizando a los usuarios la legitimidad de los títulos y liberándolo de los virus. Steam ha logrado tener bastante acogida por los usuarios, haciendo que estos formen comunidades y foros para discutir temas de los títulos de videojuegos, tanto que las empresas que desarrollan los mismos, tengan en consideración estos comentarios, con el fin de mejorar los videojuegos. Por ello se pretende con esta propuesta analizar las emociones de cada usuario frente a un conjunto de comentarios relacionados a los videojuegos. La interacción entre los usuarios y la plataforma ha generado un vasto y diverso conjunto de comentarios y reseñas. Estos comentarios reflejan la pasión y el compromiso de la comunidad de jugadores, y muchas veces son considerados por las empresas desarrolladoras como una valiosa fuente de retroalimentación para mejorar sus juegos. En este contexto, la propuesta de analizar las emociones de cada usuario frente a un conjunto de comentarios relacionados con videojuegos se vuelve aún más relevante. Este análisis puede arrojar luz sobre las preferencias, expectativas y experiencias de los jugadores en Steam, y proporcionar información valiosa para la industria del desarrollo de videojuegos. Al comprender las emociones de los usuarios, las empresas pueden ajustar sus estrategias y prioridades para ofrecer experiencias de juego más satisfactorias y alineadas con las necesidades de su audiencia.

Propuesta del Proyecto

Motivación

La motivación de esta propuesta es saber y clasificar las emociones de los usuarios, frente a los títulos de los videojuegos, teniendo en cuenta cómo es que estos comentarios, influyen en la comunidad de la Steam Stor. A continuación, vamos a resolver algunas interrogantes, para concretar más los puntos de motivación de esta propuesta.

Q1: ¿Cómo varía la percepción de los usuarios hacia los videojuegos a lo largo del tiempo?

A medida que ha habido avances tecnológicos, los videojuegos han ido evolucionando a la par, tanto que han modificado la experiencia de juego, los gráficos y la historia de los mismos. Esto hace que los usuarios de hoy en día tengan una buena disposición a la hora de elegir un título para jugar. Ya sea que estos videojuegos están orientados a diferentes públicos, los videojuegos ofrecen una gama de experiencias a los usuarios, para que éstos disfruten largas horas de entretenimiento. Sin embargo, no todo en los videojuegos es positivo, existen usuarios que toman actitudes de violencia y problemas éticos, debido a la influencia de videojuegos de carácter más violento, haciendo que algunos, tomen una

percepción de la realidad completamente distinta. Esto es cierta forma puede conllevar a problemas verdaderamente serios como convertirse en un individuo antisocial, por ello es necesario tomar todos los posibles escenarios de cómo los videojuegos alteran la percepción de algunos usuarios, y que mejor es a través de los comentarios pertinentes, frente a esta clase de sucesos, habrá comentarios en contra sobre los videojuegos de carácter violento, otros a favor y otros de forma neutral, tomando en cuenta, que solo se trata de entretenimiento.

Q2: ¿Qué características específicas de un juego influyen más en la opinión de los usuarios?

La comunidad siempre hace distinción entre calidad y precio, otros entre jugabilidad y reseña histórica, lo cierto es que actualmente, los usuarios, prefieren que los videojuegos tengan un mayor grado de visualización, obteniendo la mejor calidad de ellos, tanto para consolas específicas, como para computadores con tarjetas gráficas de gama media. Esto en su mayoría es muy difícil de compensar ya que hay títulos que realmente consumen bastantes recursos visuales, haciendo que la experiencia sea casi real, no obstante esto limita bastante a los usuarios, ya que no todos cuentan con las posibilidades de recrear esa misma experiencia en sus host de videojuegos, esto por el costo de tecnología que conlleva y otra por el precio del título del videojuego, ya que por supuesto, demanda más horas de dedicación a un videojuego que ofrece ese nivel de experiencia. Por otro lado, las características de reseña, jugabilidad, música, soporte, multijugador, son importantes también, pero no lo es tanto como la parte visual, así que si pudiéramos obtener un conjunto de usuarios que “gocen” de buenas prestaciones tecnológicas, los comentarios, serían más enriquecedores, no solo enfocándose a lo visual sino a la reseña y de que trata el videojuego por ejemplo.

Q3: ¿Cuáles son las frases o comentarios más recurrentes asociados con reseñas positivas o negativas?

Dentro de la comunidad de Steam, se encuentran un sin fin de títulos de videojuegos que ofrecen horas de entretenimiento, pero se hace notorio los comentarios de las personas que realmente no disfrutaban de ciertos títulos y otros si. Comentarios como por ejemplo en el título DOTA 2 :

- “buen juego si quieres perder tu vida”
- “una !”#\$ % lleno de peruanos”
- “buen juego mucho flamer pero buen juego”

Deduciendo, de forma simple y a percepción de usuario claro está, estos tres simples comentarios la mayoría de jugadores de este título frecuentemente están en desacuerdo a con qué otros jugadores se les calibre o empareje con servidores de Perú, otros que a pesar de que no les importa el emparejamiento, disfrutaban el juego, pero en su mayoría todos se refieren no directamente al videojuego sino a la gente que juega en el.

Problema

En la industria de los videojuegos y en las decisiones relacionadas con el desarrollo y distribución de juegos en la plataforma Steam, se enfrenta un desafío similar: la falta de herramientas efectivas para evaluar de manera precisa y automatizada las emociones y opiniones expresadas en las reseñas escritas por los jugadores. La carencia de esta información dificulta la capacidad de los desarrolladores, editores y distribuidores para comprender y responder a las reacciones de la comunidad de jugadores de manera oportuna y precisa, lo que puede resultar en la creación de juegos que no cumplen con las expectativas de los jugadores o que no alcanzan su máximo potencial en términos de éxito comercial y crítico en la plataforma Steam. Por lo tanto, el problema central radica en la necesidad de desarrollar un enfoque efectivo y preciso para calificar emocionalmente las reseñas de juegos a través de oraciones [1], lo que permitirá una mejor comprensión de las opiniones y emociones de los jugadores y, en última instancia, mejorará la toma de decisiones en la industria de los videojuegos en Steam.

Objetivo

Habiendo explorado un poco de este universo de los videojuegos y como es que los usuarios influyen en gran parte al desarrollo de los mismos, con la retroalimentación mediante los comentarios, hacia los desarrolladores. El objetivo principal de esta investigación es desarrollar un clasificador de texto de emociones de reseñas de los videojuegos en la plataforma Steam, mediante el modelo de procesamiento de lenguaje natural (NLP) que pueda analizar de manera precisa y automatizada las oraciones en las reseñas de videojuegos de Steam, asignando calificaciones emocionales a cada oración. Este modelo permitirá una comprensión más profunda de las emociones expresadas por los jugadores en sus reseñas, lo que facilitará la identificación de tendencias y patrones en la percepción de los videojuegos de la plataforma Steam.

Datos

Para esta propuesta, hemos obtenido un dataset de la comunidad de Steam, basado en las recomendaciones de los usuarios, frente a distintos títulos de videojuegos, esto con la finalidad de que el clasificador obtenga un porcentaje significativo a la hora de analizar nuevos comentarios ingresados. A continuación, se resolverán las siguientes interrogantes:

Q1: ¿Qué datos necesitara?

Se necesitará el dataset de la plataforma de distribución de videojuegos Steam, sobre todo de la Steam Store, donde los usuarios antiguos, hacen una pequeña reseña del título ya jugado por ellos, y así obtener una mejor perspectiva de que es lo que busca el usuario a través de sus comentarios.

Q2: ¿Cómo recolectarán los datos?

La recopilación de datos se llevará a cabo buscando conjuntos de datos disponibles en páginas web o fuentes públicas en línea que contengan reseñas de películas junto con calificaciones emocionales. Esto puede implicar la descarga de conjuntos de datos existentes.

Q3: ¿Dónde planea obtenerlos?

Se planea obtener los datos de un conjunto de datos disponible en la página web Kaggle. Kaggle es una plataforma conocida por proporcionar conjuntos de datos para una variedad de tareas de análisis de datos y aprendizaje automático.

Q4: ¿Cómo planea almacenarlos?

Para almacenar los datos, se considera que los datos se ingresarán en un archivo con formato .xls de Excel, lo que posibilitará su fácil visualización y facilitará su posterior modificación y análisis.

Q5: ¿Cómo accederá a ellos para utilizarlos en su proyecto?

Los datos se encuentran en formato CSV, lo que facilita su acceso y la utilización en este proyecto ya que puedes cargar los datos desde el archivo CSV en el software que utilizaremos para el análisis de sentimientos en las reseñas de videojuegos. El formato CSV es ampliamente compatible y permitirá manipular y analizar los datos de manera efectiva en este proyecto.

Diseño

Q1: ¿Cómo sugiere usar la herramienta para ayudar a los usuarios a realizar las tareas que respondan a las preguntas que enumeró en la motivación?

Para ayudar a los usuarios a responder las preguntas que se enumeraron en la motivación y lograr una comprensión efectiva de las opiniones en comentarios de la plataforma Steam basadas en sentimientos, proponemos el diseño de una

herramienta basada en una interfaz amigable y un sistema robusto en la parte del backend: En la parte de las representaciones específicas:

- **Búsqueda Avanzada:** Una herramienta de búsqueda que permite a los usuarios filtrar reseñas basadas en determinados criterios, como fecha, género de la película, entre otros.
- **Resumen de Sentimientos:** Una sección que muestra frases o oraciones más comunes asociadas a reseñas positivas o negativas
- **Sobre el diseño de interfaz: Sección de Filtrado:** Herramientas de filtrado y clasificación para que los usuarios puedan segmentar las reseñas según sus necesidades. métricas y representaciones gráficas.
- **Modelo NLP Robusto:** Implementar un modelo de NLP que haya sido entrenado y validado en el conjunto de datos, capaz de clasificar oraciones y reseñas según el sentimiento.
- **Optimización de Consultas:** Dado que se trabajará con un volumen significativo de reseñas, el código debe estar optimizado para realizar consultas rápidas y eficientes, posiblemente utilizando técnicas como indexación y caché.
- **Modularidad:** El código debe estar organizado en módulos o clases específicas, facilitando la posibilidad de ampliaciones futuras o mejoras en la herramienta.
- **Seguridad:** Implementar medidas de seguridad para proteger la integridad de los datos y garantizar que la herramienta no sea vulnerable a ataques.

Revisión Literaria

En el mundo contemporáneo, la adquisición de videojuegos ha experimentado una transición fundamental, pasando de las tiendas locales a las plataformas digitales, como Steam. Esta evolución ha transformado la forma en que los consumidores obtienen información sobre los videojuegos que desean comprar. Anteriormente, la adquisición de conocimiento sobre lanzamientos de videojuegos se basaba en la retroalimentación de entusiastas del juego, revistas especializadas y recomendaciones de amigos [2]. Hoy en día, las reseñas de usuarios en línea se han convertido en una fuente esencial de información para los jugadores, desarrolladores y las propias plataformas de venta. En el primer estudio, los autores analizan diferencias entre las revisiones de videojuegos etiquetadas como útiles y no útiles en la plataforma Steam. Recopilan una gran cantidad de revisiones, extraen diversas características, realizan pruebas de hipótesis estadísticas y llevan a cabo experimentos predictivos. Sus hallazgos indican que existen diferencias significativas entre ambos grupos, destacando la influencia de la longitud de la reseña y el tiempo dedicado a jugar en

la percepción de utilidad. Estos resultados proporcionan valiosas ideas para los desarrolladores sobre cómo apoyar a la comunidad, como brindar retroalimentación inmediata a los autores de las reseñas [3].

En el segundo estudio, se aborda la importancia del análisis de sentimiento en las revisiones de videojuegos en plataformas de comercio electrónico, como Steam. Los resultados demuestran que tanto la magnitud del texto como el sentimiento pueden predecir la recomendación final de un jugador para un videojuego. Esto destaca la relevancia del análisis de sentimiento en el contexto de la toma de decisiones de compra en el ámbito de los videojuegos [4].

En el tercer estudio, se investiga el rendimiento de las técnicas de análisis de sentimiento en revisiones de videojuegos. Se evalúan tres clasificadores ampliamente utilizados y se identifican las causas subyacentes de las clasificaciones incorrectas. El estudio sugiere que la mayoría de los clasificadores no funcionan de manera óptima en revisiones de videojuegos, y señala cuatro causas principales de clasificaciones erróneas, como las revisiones que mencionan ventajas y desventajas del juego. Los autores hacen un llamado a la comunidad de investigadores y desarrolladores para abordar estos desafíos y mejorar el análisis de sentimiento en revisiones de videojuegos [5].

Diseño

La propuesta que nosotros presentamos, pretende brindar una ayuda o soporte, a los usuarios, empresas desarrolladoras de videojuegos, en cuanto a cómo los jugadores, mediante sus comentarios de títulos comprados, influyen en la compra, desarrollo o jugabilidad de los videojuegos, ya que se quiere clasificar las emociones mediante estos comentarios, y así poder “medir” las emociones de cada usuario. Para ello, hemos generado una lista de etapas donde son necesarias para lograr este objetivo y el diseño del clasificador de emociones:

1. **Método de análisis** Utilizamos un enfoque cuantitativo, para analizar las emociones de la Steam Store, y para ello hemos recopilado una muestra de 80000 registros de reseñas o comentarios de jugadores, que han calificado mediante los mismos, diferentes títulos de videojuegos. Después de esta recopilación, lo que necesitamos es usar NLP, constituido por diferentes tareas de procesamiento, lo cual ayudara clasificar los comentarios en tres categorías: emociones positivas, emociones negativas y emociones neutras.
2. **Decisiones de diseño** Las decisiones del diseño fueron tomadas de acuerdo a: fecha de publicación, divertido, útil, hora de reproducción, revisión de acceso temprano, recomendación, revisión, título. Ya habiendo clasificado estos criterios, nuestro paso será tomar las muestras necesarias que cumplan estos requisitos.

3. **Público Objetivo** El público objetivo de este clasificador de emociones, son los jugadores, desarrolladores de videojuegos y cualquier otro individuo que pueda interesar esta información. Además lo que se quiere es mostrar una diversidad de emociones que nacen frente a un título de videojuego.
4. **Pipeline** Finalmente el pipeline refleja el proceso que nos llevará al resultado final que es el clasificador de emociones de reseñas de videojuegos de la Steam Store. A continuación describiremos de forma gráfica el flujo de trabajo de esta propuesta:



Figura 1. Pipeline del clasificador de emociones basado en reseñas.

- Dataset Steam Store, es la base de datos obtenida de las reseñas de todos los jugadores, el cual para este caso concreto solo tomaremos 80000 registros.
- Limpieza de datos, ya que existen comentarios donde algunos usuarios, realizan inserciones no deseadas en los textos, como por ejemplo caracteres numéricos, símbolos, es necesario hacer una limpieza o filtración de los mismos.
- Procesamiento de texto, una vez ya limpio, tenemos que agrupar los comentarios, de manera que se puedan clasificar por título del videojuego, esto con la finalidad de obtener un mejor resultado.

- Dataset procesado, ya la data esta limpia y ordenada, y es momento de realizar tareas propias de NLP.
- Tokenization, lemmatization, post-tagging, NLG, entre otras tareas de NLP.
- Selección de modelos, aquí debemos elegir metodologías acordes a realizar nuestro clasificador de emociones, que incluyen NLP, Machine Learning.
- Entrenamiento del modelo, una vez decidido el modelo, tenemos que entrenar el mismo con un 80 % de los registros, con la finalidad de que tenga una precisión optima y un 20 % con fines de pruebas.
- Clasificador de emociones, ya habiendo pasado por cada etapa, el clasificador de emociones, estará listo para ser probado de manera abierta y posteriormente le agregaremos una interfaz al usuario.
- Análisis final de emociones, al final de esta propuesta, obtendremos datos significativos, que serán relevantes para los usuarios, como para los desarrolladores de videojuegos y otros, que quieran hacer uso de estos datos.

Figura 1.

Propuesta de Implementación de Algoritmo

Algorithm 1: Train the Model

Data: model: Initialized BERT model, train_dataloader: Prepared training data, num_epochs: Number of training epochs

Result: model: Trained BERT model

```
for epoch in range(num_epochs): do
    model.train();
    total_loss ← 0;
    all_predictions ← [];
    all_labels ← [];
    for batch in train_dataloader: do
        inputs, labels ← batch;
        optimizer.zero_grad();
        inputs ← inputs.to(device);
        labels ← labels.to(device);
        outputs ← model(inputs, labels=labels);
        loss ← outputs.loss;
        total_loss += loss.item();
        predictions ← torch.argmax(outputs.logits, dim=1);
        all_predictions.extend(predictions.cpu().numpy());
        all_labels.extend( labels.cpu().numpy() );
        loss.backward();
        optimizer.step();
    accuracy ← accuracy_score(all_labels, all_predictions);
    precision ← precision_score(all_labels, all_predictions, average='weighted');
    recall ← recall_score(all_labels, all_predictions, average='weighted');
    f1 ← f1_score(all_labels, all_predictions, average='weighted');
return model
```

Comparación

Esta tabla compara el rendimiento de tres modelos diferentes (BERT, Naive Bayes y RoBERTa) en términos de métricas de evaluación comunes para la clasificación de texto, como accuracy, precisión, recall y F1-score.

Modelo	Acuaracy	Precisión	Recall	F1-score
BERT	0.96	0.96	0.96	0.96
Naive Bayes	0.78	0.81	0.74	0.77
RoBERTa	0.85	0.85	0.85	0.85

Tabla 1. Comparación de modelos

- BERT muestra un rendimiento consistente y fuerte en todas las métricas con valores de 0.96 en accuracy, precisión, recall y F1-score.
- Naive Bayes [6], aunque presenta un rendimiento decente, exhibe resultados inferiores en comparación con BERT y RoBERTa, con un accuracy de 0.78 y valores más bajos en precisión, recall y F1-score.
- RoBERTa también muestra un rendimiento sólido y equilibrado con valores de 0.85 en todas las métricas.

En esta comparativa, BERT sigue siendo el líder en términos de rendimiento general, seguido por RoBERTa, mientras que Naive Bayes muestra resultados más modestos en todas las métricas evaluadas.

Resultados

Resultados de la implementación del modelo de BERT Se obtuvieron los siguientes resultados de efectividad durante el entrenamiento de BERT. El entrenamiento duró 2 horas con 30 minutos con una cantidad de 13 épocas las cuales desde la época 11 siguió con un accuracy y precisión de 0.96 por lo cual no el entrenamiento no iba a mejorar por más épocas que sigamos usando.

Estos valores representan la evolución de las métricas de evaluación durante el entrenamiento del modelo. Se observa una tendencia alentadora de mejora progresiva en todas las métricas a medida que el modelo avanza en las épocas de entrenamiento. La pérdida (Loss), una medida de la discrepancia entre las predicciones del modelo y los valores reales, disminuye notablemente desde 1.081 en la primera época hasta 0.114 en la época trece, indicando una mejor capacidad del modelo para ajustarse a los datos de entrenamiento. Las métricas de Accuracy, Precisión, Recall y F1-score también

reflejan un aumento constante, indicando un mejor rendimiento del modelo en la clasificación correcta y balanceada de las clases a lo largo del tiempo.

Conclusiones

Este proyecto ha desarrollado un clasificador de comentarios de usuarios en la plataforma Steam mediante el uso de BERT, una arquitectura avanzada en el campo del Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP).

Época	Pérdida	Accuracy	Precisión	Recall	F1
1	1.08133341	0.52	0.52	0.52	0.52
2	0.80510457	0.66	0.66	0.66	0.66
3	0.64701713	0.73	0.73	0.73	0.73
4	0.51307071	0.8	0.8	0.8	0.8
5	0.40484561	0.85	0.85	0.85	0.85
6	0.3164701	0.88	0.88	0.88	0.88
7	0.24869163	0.91	0.91	0.91	0.91
8	0.19934077	0.93	0.93	0.93	0.93
9	0.17175587	0.94	0.94	0.94	0.94
10	0.14212216	0.95	0.95	0.95	0.95
11	0.12243625	0.96	0.96	0.96	0.96
12	0.1069883	0.96	0.96	0.96	0.96
13	0.1144044	0.96	0.96	0.96	0.96

Tabla 2. Resultados de entrenamiento de BERT

El objetivo principal fue evaluar el rendimiento del modelo a medida que se entrenaba para clasificar comentarios de usuarios de Steam. A lo largo de trece épocas de entrenamiento, se observó un progreso significativo en las métricas clave de evaluación. La métrica de pérdida (Loss) disminuyó consistentemente de 1.081 en la primera época a 0.114 en la época trece, indicando una mejora sustancial en la capacidad del modelo para adaptarse a los datos de entrenamiento y predecir las etiquetas de los comentarios. Además, las métricas de accuracy, precisión, recall y F1-score mostraron un crecimiento constante, lo que sugiere la capacidad del modelo para clasificar con precisión los comentarios de los usuarios en Steam, manteniendo un equilibrio entre la capacidad de predecir las clases positivas y negativas. La clasificación efectiva de comentarios en Steam tendría diversas aplicaciones beneficiosas. Por ejemplo, podría ser un componente crucial en el desarrollo de sistemas de recomendación más precisos y personalizados para los usuarios, permitiendo la identificación y promoción de contenido relevante de manera más efectiva. Además, la capacidad de clasificar automáticamente comentarios según su tono o sentimiento podría proporcionar información valiosa para mejorar la satisfacción del usuario y la gestión de la comunidad en la plataforma.

Contribución de Autoría

Luis Alberto Gonzales Usca: [Conceptualización](#), [Investigación](#), [Metodología](#), [Software](#), [Validación](#), [Redacción - borrador original](#). **Kevin Joel Linares Salinas:** [Conceptualización](#), [Investigación](#), [Metodología](#), [Análisis formal](#), [Recursos](#), [Visualización](#), [Supervisión](#), [Administración de proyectos](#), [Adquisición de fondos](#), [Curación de datos](#), [Escritura, revisión y edición](#). **Jose Alfredo Pinto Villamar:** [Conceptualización](#), [Investigación](#), [Metodología](#), [Análisis formal](#), [Recursos](#), [Visualización](#), [Supervisión](#), [Administración de proyectos](#), [Adquisición de fondos](#), [Curación de datos](#), [Escritura, revisión y edición](#).

Referencias

- [1] U. Rajapakshe, “Development centric player feedback analysis for video games: A review,” in 2019 International Conference on High Performance Big Data and Intelligent Systems (HPBD&IS). IEEE, 2019, pp. 190–194.
- [2] H.-N. Kang, H.-R. Yong, and H.-S. Hwang, “A study of analyzing on online game reviews using a data mining approach: Steam community data,” International Journal of Innovation, Management and Technology, vol. 8, no. 2, p. 90, 2017.
- [3] L. Eberhard, P. Kasper, P. Koncar, and C. Gütl, “Investigating helpfulness of video game reviews on the steam platform,” in 2018 Fifth International Conference on Social Networks Analysis, Management and Security (SNAMS). IEEE, 2018, pp. 43–50.
- [4] G. Andreev, D. Saxena, and J. K. Verma, “Impact of review sentiment and magnitude on customers’ recommendations for video games,” in 2021 International Conference on Computational Performance Evaluation (ComPE). IEEE, 2021, pp. 992–995.
- [5] M. Vigiato, D. Lin, A. Hindle, and C.-P. Bezemer, “What causes wrong sentiment classifications of game reviews?” IEEE Transactions on Games, vol. 14, no. 3, pp. 350–363, 2021.
- [6] Z. Zuo, “Sentiment analysis of steam review datasets using naive bayes and decision tree classifier,” 2018.