

# RECOMENDACIÓN ESTRATÉGICA PARA HEARTHSTONE

## SISTEMAS RECOMENDADORES — IIC3633

### SEGUNDO SEMESTRE 2019

Constanza Gaínza (cmgainza@uc.cl)<sup>1</sup>

Catalina Sarmiento (casarmiento@uc.cl)<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Pontificia Universidad Católica de Chile. Santiago, Chile.

#### Abstract

HearthStone es un juego de cartas de estrategia online donde los jugadores se enfrentan uno a uno para derrotar a su oponente. Cada jugador ocupa el rol de uno de las 9 clases de héroes del universo de Warcraft, donde cada héroe tiene poderes especiales. Para lograr el objetivo, en cada turno un jugador puede utilizar alguna de sus cartas disponibles, ya sean hechizos, armas o esbirros, entre otros, tanto para atacar a su oponente como para defenderse. Dentro de una partida, cada héroe cuenta con 30 puntos de vida, cuando estos llegan a cero, el jugador que controla al héroe derrotado pierde. El uso de cartas y poderes de héroe cuesta cristales de mana, los que empiezan en uno al inicio del juego y aumentan unitariamente hasta el décimo turno. Dado el contexto anterior, este proyecto busca generar un sistema recomendador de estrategia basada en mazos del metajuego más reciente para derrotar al oponente. Este proyecto genera un sistema recomendador de cartas basado en contenido para una recomendación estratégica de juego.

**Keywords:** Sistemas recomendadores, implicit feedback, hearthstone.

## 1 INTRODUCCIÓN

Hearthstone es un juego de cartas online basado en estrategia donde dos oponentes se enfrentan con el fin de derrotar al otro. Turno a turno cada jugador debe adaptar su estrategia para derrotar a su contrincante, eligiendo qué cartas jugar y cómo distribuir sus recursos en ellas para así lograr su objetivo lo más pronto posible.

Dentro del juego, cada carta en la mano tiene un costo por ser utilizada. Para la elaboración de una buena estrategia hay que considerar aspectos como ¿En qué cartas de mi mano invertir los recursos para jugarlas? ¿En qué orden utilizar mis cartas, se guardan para un remate final o corro el riesgo de utilizarla antes? Y previo al juego, ¿cómo diseñar el mazo proveedor de cartas para mi mano?. Es esta última pregunta la que buscamos abarcar desde un enfoque recomendador en este proyecto.

Para lograr nuestro objetivo, nos basaremos en las cartas que el oponente está jugando para formar una idea del mazo que él posee, y así recomendar al usuario un mazo adecuado para derrotar a su oponente. Para esto, se trabaja con los mazos o *decks*, como nos referiremos a ellos en adelante, de registros

de competencias mundiales durante los años 2016 y 2017.

En la siguiente sección se dan a conocer más detalladamente los aspectos del juego y el problema que se busca resolver. En la sección 3 se realiza una revisión bibliográfica de trabajos relacionados al área. En la sección 4 describimos los datos utilizados junto con la implementación del sistema recomendador basado en contenido. Posteriormente se revisan los resultados obtenidos para finalizar con la discusión y conclusiones del proyecto.

## 2 DESCRIPCIÓN DETALLADA DEL PROBLEMA

Al comenzar una partida, cada jugador cuenta con 30 puntos de vida. El juego consiste en adaptar turno a turno la estrategia para vencer al oponente. En cada turno, el jugador roba una carta de su mazo al azar y la añade a su mano. Luego puede jugar un conjunto de cartas de la mano, tal que su costo no sume más que la cantidad de maná disponible. Cada esbirro tiene un valor de ataque, que le permite hacer daño, y un valor de vida, que determina cuánto daño puede recibir antes de ser derrotado. Adicionalmente, las cartas tienen diversos efectos que operan sobre el

las mismas, otros esbirros, el héroe del jugador o el héroe enemigo, en distintos tiempos y con distintos costos. Los cristales se reponen turno a turno, llegando a un máximo de 10 cristales. Además, cada héroe cuenta con un poder único, para utilizar este poder el jugador debe pagar por lo general 2 cristales.

Las cartas se dividen en cartas de uso común para todas las clases de héroes, y cartas exclusivas de cada tipo de héroe. Cada jugador debe armar sus mazos con una combinación de ambos tipos de carta, maximizando su utilidad en cada turno del juego y optando por un estilo de juego, como invocar nuevos esbirros, lanzar hechizos, robar cartas del oponente, crear cartas de una clase de héroe distinta en la mano del jugador, o realizar ciertas jugadas para ganar una carta premio que aumente la ventaja significativamente.

Es claro que el diseño de un buen mazo aumenta considerablemente las oportunidades de derrotar al oponente y ganar. Es por esto que este proyecto busca recomendar qué cartas incorporar al mazo considerando las cartas que el oponente ha jugado, y así aumentar la probabilidad de ganar.

### 3 TRABAJOS RELACIONADOS

Para entregar atributos que caractericen cada carta, consideraremos scores que permitan relacionar do cartas basado en sus características y así explorar la similaridad entre ellas. Se utilizará similaridad de cosenos [1], dada por

$$sim(A, B) = \cos(A, B) = \frac{A}{\|A\|\|B\|}$$

para ubicar a cada carta en el espacio y detectar cuáles son más parecidas a las funciones que cumple.

Las métricas de desempeño deberán calcularse con MAP y nDCG principalmente, dado que se requiere comparar que las recomendaciones estén en los mazos competitivos dados por el dataset de mazos en Kaggle. Si bien también se dispone de las cartas que ya posee el jugador, el objetivo de este sistema es ayudar a cada persona a construir mejores versiones de sus mazos.

### 4 METODOLOGÍA

En esta sección se describe la metodología de trabajo durante el proyecto.

## 4.1 DATASETS

Para desarrollar el modelo contamos con los datos de History of Hearthstone de Kaggle, datos recolectados por Collect-o-Bot de las partidas y Hearthstone Cards de Kaggle. A continuación se detallan los datos contenidos en cada dataset.

### 4.1.1 Hearthsone Cards

Esta base de datos extraída de [2] consiste de archivos .json de todas las cartas actualizadas al último parche. Notemos que en el juego, todo es una carta, incluso héroes, poderes y hechizos. A continuación se detallan los atributos más importantes mediante los cuales cada carta es descrita y su correspondiente descripción, entre muchos otros atributos. Cabe destacar que no todas las cartas poseen todos los atributos descritos.

- **attack:** Capacidad de ataque al jugar la carta
- **cardClass:** Clase a la que pertenece la carta. Esta puede ser Neutral o específica. En el caso específico, esta carta solo puede ser jugada por un héroe en particular, a diferencia del caso neutral que puede ser jugada por cualquier héroe
- **cost:** Costo en cristales de maná para adquirir esa carta
- **dbfId:** Número interno de la carta para identificarla en el juego
- **health:** Es el valor de *health* de la carta Presente en minions y héroes
- **id:** Identificador único de la carta
- **name:** Nombre de la carta
- **rarity:** Medida de calidad y *sparsity* de la carta
- **type:** Existen cuatro tipos de cartas, minions, hechizos, armas y cartas de de héroes.
- **mechanics:** Arreglo de GameTag booleans
- **durability:** Duración del arma
- **armor:** Valor de la armadura del héroe

#### 4.1.2 History of Hearthstone

Esta base de datos extraída de [3], consiste de un archivo .json con las referencias de las cartas y un archivo .csv con información sobre las cartas agrupadas por mazos. Contienen tanto la composición y clasificación de cada mazo, como la descripción básica de las cartas en cada uno.

El mazo se describe por su fecha de publicación, la clase del héroe al que pertenece, el arquetipo del estilo de juego al que responde, si su formato es 'Standard' o 'Wild', la última expansión de cartas publicada antes de la creación del mazo, y la modalidad en la que se puede crear el mazo.

El primer archivo, correspondiente a las referencias de las cartas, las describe mediante los atributos especificados en el dataset anterior. En el caso de los mazos o decks, son descritos mediante los siguientes atributos, entre otros:

- **craft\_cost:** Cantidad de material necesario para crear el mazo
- **date:** Fecha de publicación del deck
- **deck\_class:** Clase de héroe correspondiente
- **deck\_id:** Identificador del deck
- **card\_#:** Lista con 30 Ids de cartas

Este es uno de los datasets que se pueden agregar como referencia de cartas para mazos recomendados a nivel de e-Sports. Se analizarán las cartas dentro de cada uno, clasificándolas por su pertenencia a cada mazo de cada héroe. Estos mismos datos serán los analizados en el caso del sistema recomendador.

Para vincular estos datos a los de Collect-O-Bot, es necesario que correspondan las fechas de publicación de los mazos con las partidas jugadas. En la Figura 1 se especifica la cantidad de decks publicados en ese mes. De esta forma, para la siguiente base de datos nos interesan períodos con alta publicación de decks en el mes.

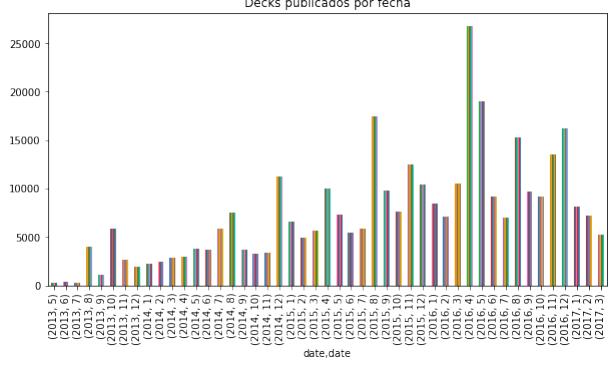


Figure 1: Publicación de mazos por mes en el año

#### 4.1.3 Collect-o-Bot

Este dataset es un archivo .json diario, extraído de [4], que analiza un set de juegos grabados en vivo por el Collect-o-Bot para ser recolectados y publicados mensualmente. Los juegos son descritos por el par de jugadores participantes, las cartas jugadas por turno con el costo de mana incurrido en jugarlas.

Se pretende usar un set de estos archivos .json dependiendo de las fechas de creación de cada mazo sacado de History of Hearthstone para analizar si alguna de las cartas grabadas en vivo pertenece a un mazo de e-Sports. Si es así, se graban los turnos en los que cada una de las cartas fueron utilizadas para agregar ese dato en un coeficiente de la función de utilidad a usar en el sistema recomendador.

Para entrelazar este dataset con el anterior, es necesario que las fechas coincidan. Lamentablemente la fecha de mayor antigüedad publicada en este sitio corresponde a Abril del 2016, por lo que se trabajará con datos desde la fecha indicada hasta Marzo del 2017.

## 4.2 IMPLEMENTACIÓN

En la Figura 10 se encuentra un resumen de los pasos realizados para llevar a cabo el trabajo. A continuación se describe detalladamente cada etapa de realización:

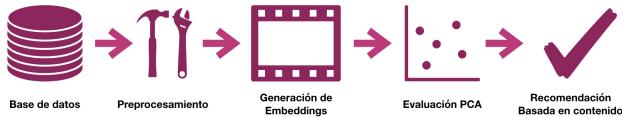


Figure 2: Diagrama de etapas de trabajo

#### 4.2.1 Preprocesamiento

El análisis de outliers y limpieza de datos se escapa del foco de este informe por lo que ese procedimiento no fue incluido. De esta forma, los datos referenciados a continuación se consideran limpios y listos para su correspondiente tratamiento.

Notemos que para ganar un juego, los aspectos más relevantes son la capacidad de ataque, la cantidad de vida y el costo de utilizar una carta. Es por esto trabajaremos con estos tres atributos, junto con el nombre de la carta, su id, su clase, la rareza y su mecánica. Para aquellos casos en que la carta posea más de una mecánica, nos quedaremos sólo con una de ellas al azar, evitando así la generación de dos embeddings referentes a la misma carta. De esta forma, se seleccionan solo aquellas cartas que posean todos estos atributos.

#### 4.2.2 Generación de Embeddings

Para la generación de embeddings, por cada carta de la sección anterior, se cruza con la base de datos de History of Hearthstone y se verifica cuáles de ellas efectivamente pertenecen a un mazo. Así, se añade una coordenada binaria al final del embedding haciendo referencia a si la carta pertenece a algún mazo o no. Finalmente, con el dataset de Collect-o-Bot se consideran los juegos por usuario y sus mazos.

#### 4.2.3 Evaluación según PCA

Se utiliza la técnica de Análisis de Componentes Principales como reducción de dimensionalidad de los embeddings para su posterior procesamiento en el sistema recomendador.

#### 4.2.4 Recomendación basada en contenido

Para abordar este problema de recomendación, se necesita calcular la calidad de un mazo respecto a datos reales del uso de sus cartas. Así, los mazos que ganaron más juegos utilizando cartas de mazos de e-Sports son recomendados más que otros mazos

con cartas subutilizadas o con cartas que no son de alta calidad. Se propone utilizar datos contextuales de cada juego y cada carta para calcular scores de creatividad, efectividad, sorpresa y pertinencia.

La pertinencia se calcula para saber cuán utilizada es una carta dependiendo de la fecha en la que fue agregada al mazo de e-Sports y las fechas en las que es utilizada posteriormente. La creatividad mide la diversidad de las cartas de un mazo y sus características estratégicas. La sorpresa es la novedad de una carta en un mazo respecto a la presencia de otras cartas en mazos más utilizados o en más mazos en general.

Es necesario que los scores mencionados sean normalizados para agregar sus datos al vector de cada carta, que se le dará como 'embedding' a un sistema recomendador basado en contenido. Debido a que los datos de resultados de juegos con cada par de mazos jugado por cualquier persona no son abiertos al público, la efectividad del mazo se mide indirectamente a través de las tres métricas anteriores. Así, un mazo recomendado idealmente sería una combinación de mazos de e-Sports.

Con respecto a los conjuntos de entrenamiento y testeo, se asigna un 70% de los datos de mazos para entrenamiento y el 30% restante es asignado como set de testeo.

### 4.3 ANÁLISIS DE PARÁMETROS

Una vez generados los embeddings, se aplica análisis de Componentes Principales como técnica de reducción de dimensionalidad. En particular, se trabajará con nuevos embeddings generados a partir de las 3 y 6 primeras componentes principales de los datos.

### 4.4 MÉTRICAS DE EVALUACIÓN

El sistema se evaluará utilizando las métricas MAP y nDCG, cortando en  $k= 10$ ,  $k= 20$ ,  $k=30$ , o sea hasta el máximo de cartas que se pueden poner en un mazo. Se compararán estas métricas para distintos scores de creatividad, sorpresa y pertinencia, y para distintas divisiones de cada dataset por fechas de mazos disponibles en History of Hearthstone. Los scores mencionados serán utilizados para calcular similaridad por coseno.

## 5 RESULTADOS

	$k = 10$	$k = 20$	$k = 30$
MAP@10	0.0	0.0	0.0
nDCG10	0.0	0.0	0.0
MAP20	N/A	N/A	N/A
nDCG20	N/A	N/A	N/A

No se pudo analizar en  $k = 20$  pues los datos de la mayoría de los juegos no alcanzan a llevar 20 cartas. Dado que estos mazos son deducidos de aquellas cartas utilizadas en un juego por un usuario, y la mayoría de los juegos son cortos, entonces es imposible lograr esta métrica.

Los resultados son nulos en aquellos experimentos posibles de realizar debido a que usuarios tienden a repetir las cartas que usan de su mazo y el set de testing de un usuario suele tener solo entre una y tres cartas.

Por eso, el resultado más decidor corresponde al del análisis de un usuario en particular.

Para un usuario aleatorio, en este caso un mago que utilizó las siguientes cartas:



Figure 4: Mago de prueba

Se le recomiendan en cartas de todas las clases de héroe las siguientes:



Figure 3: Mago de prueba



Figure 5: Mago de prueba



Figure 6: Mago de prueba



Figure 8: Mago de prueba

Con similitudes promedio que van en el rango de 0.42 a 0.37. Sin embargo, las cartas que corresponden a otras clases no pueden ser utilizadas por el héroe. Por eso, se desarrolló una nueva recomendación basada exclusivamente en cartas de la clase del héroe:

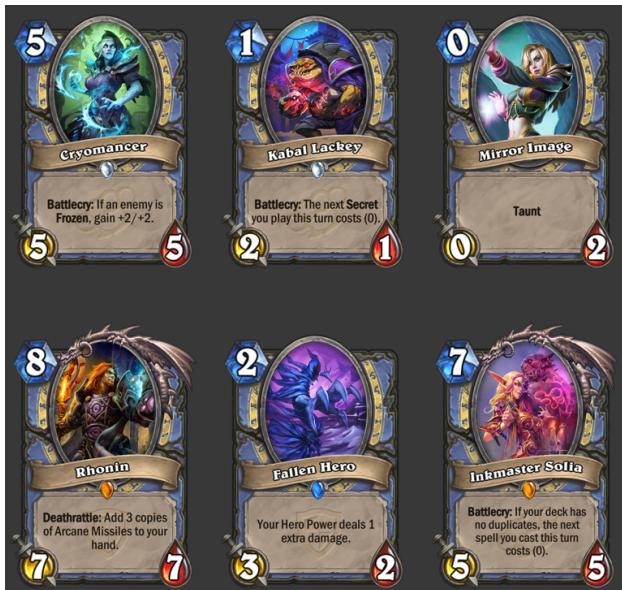


Figure 7: Mago de prueba

Pero estas cartas son menos ideales que las primeras, con promedios de similitud entre 0.47 y -0.17. El hecho de que haya similitud negativa en tres cartas hace que esta recomendación no sea factible para un sistema recomendador de mazos en base a cartas de cada tipo que puede estar presente en uno. Para subsanar esto, se incluyen en recomendación cartas neutrales que pueden ser utilizadas por todas las clases de héroes. Así, se logró la siguiente lista de cartas recomendadas:



Figure 9: Mago de prueba



Figure 10: Mago de prueba

Las similitudes de estas cartas se encuentran en el rango de 0.48 a 0.47. Así, se puede verificar que esta recomendación es más pertinente y a la vez es la

más cercana a aquellas cartas que idealmente debiera elegir el jugador en el mazo de un héroe en particular.

## 6 CONCLUSIONES

Los parámetros que dan mejores resultados son recomendaciones top 10 debido a la disponibilidad de datos de las cartas que un usuario demuestra voluntariamente durante un juego cualquiera, independientemente de los componentes de PCA utilizados. El parámetro más importante para recomendar es cuidar el uso de recomendaciones basadas en la clase del héroe, incluyendo cartas neutrales para suprir la falta de cartas ideales en la clase del héroe.

Pueden existir complicaciones cuando se requiera recomendar cartas para usuarios competitivos que utilicen cartas de nivel principiante en sus mazos. Hay muchas cartas de este tipo, dado que en cualquier juego estándar hay artas que se pueden conseguir al inicio del juego y que se acarrean hasta niveles competitivos.

Si un usuario de este tipo fuera a buscar recomendaciones, se encontraría con menos cartas profesionales de las que tiene guardadas en su biblioteca, y el sistema no le sería tan útil como lo es para los jugadores novatos e intermedios.

Finalmente, se propone extender este trabajo analizando la sensibilidad de la recomendación de cartas a los turnos en que realmente son utilizadas, a la categoría del mazo, al héroe al que la carta se recomienda, y al costo de cada carta.

## References

- [1] Pablo Messina, Vicente Dominguez, Denis Parra, Christoph Trattner, and Alvaro Soto. Content-based artwork recommendation: integrating painting metadata with neural and manually-engineered visual features. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 29(2):251–290, Apr 2019.
- [2] <https://hearthstonejson.com>.
- [3] <https://www.kaggle.com/romainvincent/history-of-hearthstone>.
- [4] <http://www.hearthscrey.com/CollectOBot>.