



RoyaleNet: Deck Recommendation for Card-Based Competitive Online Videogames

IIC3633 - Sistemas Recomendadores

Benjamín Fariás - Benjamín Lepe - Juan Romero

Introducción

La industria de los videojuegos ha crecido enormemente en los últimos años. En particular, uno de los juegos competitivos que se ha destacado es *Clash Royale*.

Consiste en un juego de estrategia donde cada jugador escoge 8 cartas de entre 102 disponibles, cada una con habilidades únicas, para enfrentarse al mazo del oponente. Gana el que logre destruir la torre central del oponente, o en su defecto realizar más daño a las defensas.

La **gran variedad de cartas** permite que existan diferentes tipos de estrategias y mazos que funcionan mejor o peor respecto a otros, resultando en un gran desafío al momento de elegir el mazo propio.

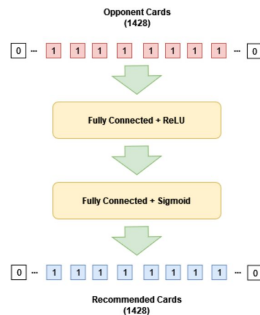
Objetivos

1. Diseñar un sistema recomendador que permita determinar un **mazo ventajoso** a a partir de las cartas presentes en el mazo oponente.
2. Poner el sistema **en práctica** y recibir feedback de jugadores de *Clash Royale* sobre la calidad de las recomendaciones.

Metodología

1. Obtención de una base de datos de partidas, la que fue pre-procesada con Python para dejar los **atributos relevantes (cartas, coronas obtenidas)**.

2. Implementación de *RoyaleNet* utilizando Tensorflow y Keras. La arquitectura del modelo consiste en un **MLP que aprende la relación entre cartas de ambos contrincantes**. El input del modelo (X) corresponde al mazo del perdedor y el output (Y) será el mazo recomendado.



3. Ajuste de hiper-parámetros, en este caso fue el **número de capas ocultas y de neuronas** por capa.

	Acc	Loss
RoyaleNet @3000	0.9850	0.0292
RoyaleNet @10000	0.9853	0.0293
RoyaleNet @3000+2000	0.9843	0.0293
RoyaleNet @2000+5000	0.9842	0.0292
RoyaleNet @2000+5000+2000	0.9843	0.0294

Resultados

Los experimentos realizados evidencian la gran **capacidad de generalización** del modelo, logrando ser muy preciso al recomendar. Del análisis de parámetros se pudo además concluir que la mejor configuración involucra sólo 1 capa oculta de 10000 neuronas, y se debe entrenar por tan sólo 2 épocas para evitar **overfitting**.

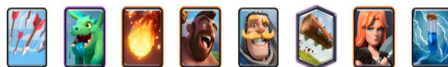
	Accuracy	Loss
Random	0.0056	0.973
RoyaleNet @3000	0.984	0.0289
RoyaleNet @10000	0.985	0.029
RoyaleNet @3000+2000	0.984	0.0284
RoyaleNet @2000+5000	0.984	0.029
RoyaleNet @2000+5000+2000	0.984	0.029

A continuación se muestra un ejemplo de cómo funciona *RoyaleNet* al aplicarlo **en la práctica**:

Mazo del Oponente:



Mazo Recomendado:



Feedback de Jugadores:

“El mazo es de bajo costo, permite atacar mucho con el Montapuerco”
“Me ha tocado jugar con personas que usan ese mazo”

Conclusiones

1. *RoyaleNet* logra generar un **buen mazo** para poder enfrentar a un determinado adversario.
2. El uso de Redes Neuronales permitió atacar un problema de optimización con un **mejor enfoque** en cuanto al tiempo y flexibilidad de la solución propuesta.

Trabajo Futuro

1. Diseñar un sistema que permita a los desarrolladores ver la frecuencia de uso de las cartas, apoyando de este modo al momento de **balancear** el juego.
2. Extender el modelo actual de modo que se puedan explicar las recomendaciones, haciendo uso de componentes de **auto-atención**.

Referencias

1. Villa, Andrés et al. “Interpretable Contextual Team-aware Item Recommendation, Application in Multiplayer Online Battle Arena Games” (2020).
2. Bertram, Timo et al. “Predicting Human Card Selection in Magic The Gathering with Contextual Preference Ranking” (2021).