

**“Análisis cuantitativo para la predicción de victoria / derrota en partidas de ‘League of Legends’  
Utilizando Redes Neuronales Artificiales “**

Leonardo Espinosa Cassales

\*Estudiante, Ciencias de la Computación, Facultad de Ciencias, Universidad Nacional Autónoma de México

**[Abstract]**

In this paper I suggest an Artificial Neural Networks Model System for predicting results of the match of ‘League of Legends (LoL).’ The model used Keras from the TensorFlow library. In the same way a dataset with approximately 26,000 (twenty six thousand) matches acquired from the web page Kaggle and the Riot’s API was used. The Artificial Neural Network performed an accuracy of 90% without overfitting an acceptable time of calculation. It employed the Adam, ReLu and Sigmoid functions. Across the research, the data was preprocessed by “StandarScaler” of the “sklearn” library for feature scaling, and the “Shap” library for feature importance.

**Español**

Esta investigación sugiere un modelo de Red Neuronal Artificial para predecir los resultados de partidas del videojuego ‘League of Legends’. El modelo ha sido utilizado con ‘Keras’ de la librería ‘Tensorflow’. De la misma manera un conjunto de datos de entrenamiento de aproximadamente 26,000 (veintiséis mil) partidas adquiridas de la página web ‘Kaggle’ y la API de la compañía Riot fueron utilizados. La red neuronal artificial, demostró una acertividad del 90% sin rebasar un tiempo de cálculo aceptable. Fue usada a través de la función de activación Adam y ReLu y Sigmoide. Durante el trabajo se utilizó preprocesamiento de datos de Feature Scaling a través del módulo “StandarScaler” de la librería “sklearn y Feature importance a través de la librería “shap”

## I. Introducción

En la actualidad existe un auge en incremento de los deportes electrónicos (E-sports), el desarrollo de estos campos incluyen la evolución a nuevas estrategias para obtener el mejor rendimiento de los jugadores y equipos profesionales en los juegos de video.

Se ha decidido estudiar uno de los juegos más populares de la categoría de los ‘E-sports’, con esta investigación, espero aportar un modelo neuronal que le permita a jugadores avanzados mejorar su eficacia en partidas del juego ‘league of legends’, mediante decisiones y prioridades seleccionadas por la red.

## II. Estudios Previos

### Investigación previa

Recientemente, varios estudios relativos a la predicción de resultados en partidas con redes neuronales han sido publicados. Los trabajos previos consisten mayormente en la utilización de modelos para predecir en tiempo real resultados de una partida o el análisis de una característica en específico para su utilización, la principal diferencia de mi trabajo es que el presentado es una optimización de una red neuronal con una aproximación general.

La universidad de Hallym realizó predicciones de victoria / derrota con el aprendizaje de 1 solo jugador (SKT T1’S FAKER – jugador profesional de LoL), de manera similar una investigación en conjunto de las Universidad central de Florida y Universidad de Texas hicieron un estudio para

predecir victorias \ derrotas utilizando la experiencia acumulada en los campeones de partida (Esto utilizando el Skill Based Matchmaking que es un sistema que implementan varios juegos para emparejar usuarios con nivel de habilidad similar en una misma partida), similar a este trabajo la Universidad Federal de Minas Gerais en 2018 presentó un análisis en tiempo real de victoria / derrota de partidas utilizando redes neuronales recurrentes, finalmente un estudio de las universidades de Río de Janeiro y de la Universidad Técnica Federal de Paraná hizo un análisis de victoria/derrota igualmente utilizando la característica única de elecciones y prohibiciones de campeones (en niveles altos de partidas clasificatorias se implementa un sistema de prohibiciones en donde se pueden eliminar campeones de la pool a escoger.)

### Introducción a ‘League of Legends’

“League of Legends” (LoL), es un videojuego de la categoría MOBA (Multiplayer Online Battle Arena), el juego básicamente forma equipos de 5-5, con el objetivo de destruir la base enemiga, las batallas se desarrollan en un mapa con 3 líneas principales (con 3 torres defensivas cada una antes de la base enemiga), 2 zonas de jungla y 1 línea intersectorial de las 3 principales en donde se encuentran objetivos. Es importante mencionar que el juego tiene un sistema de tienda en donde los jugadores pueden comprar objetos que aumentan las estadísticas del campeón o le proporciona

habilidades extra con el oro obtenido en batalla (los campeones serán mencionados más adelante). Cada 30 segundos en la partida se generan súbditos (unidades aliadas o enemigas que atacan enemigos, otros súbditos o estructuras en el carril asignados), estos son generados en las bases enemigas y se distribuyen de igual manera en las 3 líneas principales, el eliminarlos proporciona oro al campeón ejecutor. Las 2 junglas enemigas contienen unidades neutrales, cada jungla tiene 2 unidades centrales que al eliminarlas proporcionan una mejora en las estadísticas al campeón que las eliminó, el resto de las unidades proporcionan únicamente oro. La línea secundaria intersectorial, mejor llamada “río”, contiene a tres criaturas especiales, el heraldo (unidad que al eliminarla invoca en una línea a elección del equipo benefactor una unidad aliada que crea gran daño en las torres enemigas), el barón (unidad que al eliminarla proporciona de una fuerte mejora en las estadísticas al equipo benefactor y una ronda de súbditos mejorados con más vida y daño) y los dragones (unidades que al eliminarlas dan de mejoras pequeñas al equipo benefactor).

En orden de ganar la partida el usuario debe escoger un campeón cuyas habilidades beneficien al equipo, los miembros del equipo tienen distintos roles en la partida, mismos que están relacionados con el campeón elegido. Hay un total de 5 roles principales, los roles son: tirador, soporte, mago, jungla, luchador.

Los roles cuentan con las siguientes características:

- Tiradores: Estadística muy alta de daño físico y deficiente estadística de vitalidad se ubica en la línea inferior.
- Soporte: No destaca en estadísticas, pero sus habilidades proporcionan de mejoras al equipo aliado o detrimentos a las estadísticas enemigas se ubica en la línea inferior.
- Mago: Estadística alta de daño mágico se ubica en la línea central.
- Jungla: Estadísticas variables dependiendo del campeón, pero todas destacan por la rápida eliminación de unidades neutrales de la jungla.
- Luchador: Estadísticas altas de vida y en algunos casos de daño, se ubican en la línea superior.

Una vez mencionado lo anterior, puedo anexar que mi investigación apunta a encontrar los puntos críticos para predecir el resultado de una partida.

### **III. La Arquitectura Propuesta**

La investigación utilizó más de 26,000 partidas de Lol para obtener resultados apropiados. Se construyó una red de aprendizaje profundo (Deep Neural Network) para predecir los resultados de victoria / derrota de las partidas antes mencionadas. Se utilizaron varios métodos para la normalización y el tratamiento de las bases de datos, se mostrará el proceso que se siguió a continuación.

### **Fuentes de obtención de los datos.**

Se trataron con datos obtenidos a través de la API del juego proporcionada por ‘developer.riotgames’. Para el modelo propuesto se utilizaron datos de 26,000 partidas de la categoría de gran maestro en clasificatorias y se trabajó con la duración máxima posible de las partidas. Las variables independientes con las que se trabajó (posterior al tratamiento de los datos) son [] de las variables disponibles.

### Selección y tratamiento de las variables.

Se trabajó con la versión de Python 3.9.4 junto con los módulos ‘Keras’, ‘Pandas’ y ‘Shap’ en Tensorflow 2.6 para predecir el resultado de victoria / derrota en partidas de Lol. Se consideraba capital encontrar las variables más relevantes para la red neuronal.

No obstante, el preprocesamiento de los datos originales antes de su selección por relevancia, es incluso más importante. Para completar el preprocesamiento se utilizó la librería de “Pandas”, llevando una metodología estándar de el uso de los métodos ‘drop’, ‘iloc’ y ‘values’. Durante el preprocesamiento fueron creados de manera extra 2 Datasets más a partir del conjunto de datos originales, esto debido a la utilización posterior de la librería “Shap” y relatable a la deficiente capacidad de ésta para operar con sets de datos masivos.

De la misma manera se utilizó ‘Feature Scaling’ para trabajar con el rendimiento del modelo neuronal, se usó el módulo de ‘StandardScaler’ y el método ‘fit\_transform’ de la librería ‘sklearn’

Para obtener las variables más óptimas se utilizó “feature importance” a través de ‘Shap’. Los resultados fueron los siguientes:

Variables más relevantes para la ANN
Blue Deaths
Blue Kills
Blue Tower kills
Blue Inhibitor Kills

La importancia en la utilización de “Shap” se originó en que posterior al diseño del modelo neuronal, es de vital importancia, analizar el modelo. Para lo anterior, la librería “Shap” ayuda a seleccionar qué variable es importante y cual es inútil.

Posterior de la utilización de la librería “Shap” y de ‘feature importance’ a través de la misma, se logró reducir de un total de 16 variables a 4 variables relevantes.

A través de ‘feature importance’ se logró reducir el tiempo de ejecución de 5 minutos con 49 segundos a 1 minuto.

### Softmax vs Sigmoid para asertividad.

Para el modelo neuronal se compararon las funciones de ‘softmax’ y ‘sigmoid’ para un óptimo rendimiento. La siguiente tabla muestra la comparación entre las diferencias de asertividad ‘softmax’ (), ‘sigmoid’ (). Por las razones anteriores se decidió utilizar ‘sigmoid’.

Función	Accuracy
Softmax	0.4964
Sigmoid	0.9654

### Comparación de funciones de activación

Para determinar la función óptima para la red neuronal se compararon de manera similar la función de 'softmax' y la función 'relu'. Estos son los resultados:

Función	Accuracy
softmax	0.965
relu	0.9672

A pesar de que la distancia entre la asertividad de las funciones no sea de gran tamaño, la función 'relu', muestra una ligera mejora en la práctica, por ende, se siguió trabajando con la función 'relu'.

### Comparación de funciones de pérdida.

Para optimizar correctamente el modelo neuronal, la función de pérdida debe ser corregida, fueron estudiadas las funciones 'MSE', 'Binary Crossentropy', 'Categorical Crossentropy', 'Logcosh'. Estos son los resultados:

Función	Accuracy	Loss
MSE	0.964	0.0215

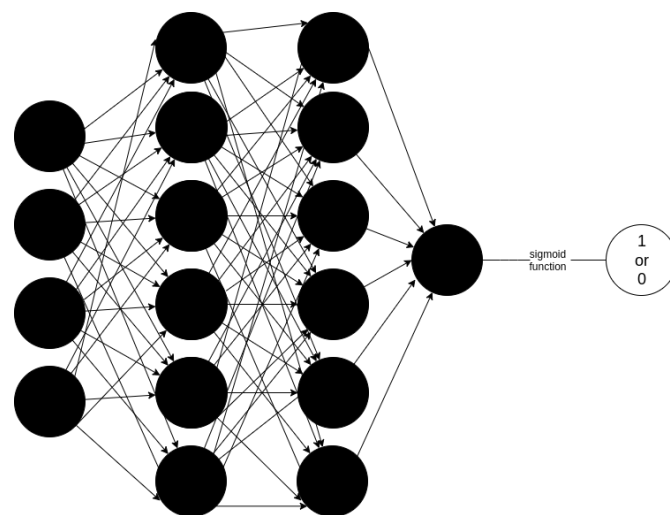
Binary Crossentropy	0.963	0.0753
Categorical Crossentropy	0.5078	0.0000e+00
Logcosh	0.9646	0.0098

De acuerdo con las comparaciones realizadas se decidió utilizar la función 'logcosh' como función final.

### Arquitectura del modelo.

El modelo seleccionado utiliza 4 variables, 2 capas ocultas y 12 nodos, para la creación del modelo se experimentaron con capas ocultas con 16 y 64 nodos, no obstante, no hubo cambios significativos o una mejora en la precisión y asertividad del modelo.

El optimizador elegido para la arquitectura fue 'adam' y el entrenamiento fue realizado a 100 epoch. La función de pérdida fue 'logcosh' y el modelo fue evaluado con la métrica 'accuracy'.



El valor final de precisión fue 0.9722 con el set de entrenamiento, posteriormente se hicieron pruebas

de observaciones únicas y pruebas con el set de prueba, mediante la utilización de una matriz de confusión se llegó a una precisión de 0.9666.

#### **IV. Resultados del Modelo Propuesto**

##### **Análisis de resultados**

La red neuronal estudió los casos de un set de 1000 partidas con la arquitectura antes mencionada, de las 1000 partidas la red neuronal acertó con éxito el 95% de las veces. Por lo anterior y acorde al resultado de ejecución se demostró la utilidad del modelo para predecir la victoria / derrota en las partidas del juego.

De manera similar se demostró que el modelo neuronal sugerido con una asertividad de 0.9666 alcanzó y sobrepasó la precisión de modelos de machine learning del año, simultáneamente se conservó el objetivo de mantener un modelo económico para los recursos.

#### **V. Conclusiones**

Este proyecto de investigación tenía como objetivo la experimentación de un modelo neuronal sugerido y su comparación de precisión con otros modelos creados relativos al campo investigado.

En la recta final de la investigación se consiguió alcanzar la asertividad de modelos actuales e incluso sobrepasar, siendo el modelo con mayor precisión y el modelo que menos variables utiliza.

Las limitaciones de la investigación fueron la incapacidad de obtener datos en tiempo real y la variabilidad que puede haber en la habilidad de los jugadores en las partidas, se utilizaron datos que

forman parte del 0, 11% de la población de league of legends, en este nivel los requerimientos de habilidad son avanzados y se espera que las mecánicas del juego estén dominadas.

La investigación puede contribuir a equipos profesionales de E-sports o equipos aspiracionales a profesional del género MOBA (que incluyen juegos como 'league of legends' y 'Dota', es en el primero en el que se basa la investigación).

La investigación también le permitirá a usuarios ordinarios del videojuego, entender las mecánicas avanzadas y desarrollar estrategias que permitan un mejor entendimiento y control del juego.

El trabajo a futuro debería ser enfocado en obtener datos de partidas del grueso de la población de 'league of legends', aspirando a modificar la red neuronal para desarrollar capacidad de predictibilidad en sets de datos con potencialmente más ruido, las variables a considerar también deberán ser puestas en duda y se tendrán que tomar en cuenta parámetros tales como: potencial individual de campeones en la partida, tiempo de duración de la partida y el nivel de las cuentas estudiadas.

#### **REFERENCIAS**

- *Feature Analysis to League of Legends Victory Prediction on the Picks and Bans Phase.* Lincoln Magalhães Costa, Rafael Gomes Mantovani, Francisco Carlos Monteiro Souza, Geraldo Xexéo, Systems Engineering and Computer Science Program – COPPE. 2021.

- *Quantitative Analysis for Win/Loss Prediction of 'League of Legends' Utilizing the Deep Neural Network System through Big Data.* Si-Jae No\*, Yoo-Jin Moon\*\*, Young-Ho Hwang\*\*\* \*Student, Dept. of Comp. Engr. African Languages, Hankuk University of Foreign Studies, Gyeonggi-do, Korea. 2021.
- *Continuous Outcome Prediction of League of Legends Competitive Matches Using Recurrent Neural Networks.* Antonio Luis Cardoso Silva, Gisele Lobo Pappa and Luiz Chaimowicz Departamento de Ciencia da Computacao Universidade Federal de Minas Gerais. 2018.
- *Using Machine Learning to Predict Game Outcomes Based on Player-Champion Experience in League of Legends.* Tiffany D. Do, Seong Ioi Wang, Dylan S. Yu, Matthew G. McMillian, Ryan P. McMahan. University of Central Florida, University of Texas at Dallas. 2021.