



UNIVERSITAT OBERTA DE CATALUNYA  
MÁSTER UNIVERSITARIO EN CIENCIA DE DATOS

## TRABAJO FINAL DE MÁSTER

ÁREA: DEEP LEARNING

### **Extracción de conocimiento de logs de póker online**

Autor: Adrián Antón Collado  
Tutora: Dra. Anna Bosch Rué  
Profesor: Dr. Albert Solé Ribalta

Barcelona, 5 de enero de 2020



# Copyright

Copyright © 2020 Adrián Antón Collado.

Permission is granted to copy, distribute and/or modify this document under the terms of the GNU Free Documentation License, Version 1.3 or any later version published by the Free Software Foundation; with no Invariant Sections, no Front-Cover Texts, and no Back-Cover Texts.

A copy of the license is included in the section entitled GNU Free Documentation License.

# Ficha del Trabajo Final de Máster

Título del trabajo	Extracción de conocimiento de logs de póker online
Autor	Adrián Antón Collado
Colaboradora docente	Dra. Anna Bosch Rué
PRA	Dr. Albert Solé Ribalta
Fecha de entrega	Enero de 2020
Titulación	Máster en Ciencia de Datos
Área del Trabajo Final	Deep Learning
Idioma del trabajo	Español
Palabras clave	Deep learning, Extracción de Conocimiento, Análisis de Comportamiento, Póker online

“In the long run there is no luck in poker, but the short run is longer than most people know”

*Rick Bennet*

“Fold and live to fold again”

*Stu Ungar*

“Play the man, not the cards”

*Old gambler's motto*

# Agradecimientos

A Natalia por el tiempo, paciencia y cariño dedicados a este trabajo.

A Sergio por el conjunto de datos y su disposición a enseñar los detalles más insospechados del juego.

# Resumen

En los últimos años estamos viviendo un nuevo “boom” del póker online. Y no es de extrañar puesto que sus normas son fáciles de aprender y su dinámica sencilla. Detrás de esta aparente sencillez se encuentra uno de los juegos más duros de la teoría de juegos. El póker online es un juego de suma cero, estocástico, continuo, que usa información imperfecta y que puede incluir hasta 10 jugadores simultáneos independientes jugando más de 100 manos por hora.

La tendencia de los jugadores profesionales de póker es utilizar herramientas basadas en la teoría de juegos para el entrenamiento, calculando el resultado de miles de combinaciones de movimientos por segundo. Sin embargo, debido a la potencia de cálculo requerida, su uso es necesariamente para el estudio de situaciones teóricas o pasadas, nunca situaciones presentes.

Además, éstas herramientas dejan de lado una parte del análisis de la que se puede extraer valor. Se trata del análisis de patrones de comportamiento de los jugadores. Para dicha extracción de este tipo de conocimiento, este Trabajo de Fin de Máster estudia y analiza un dataset de manos de póker online.

Durante el análisis se extrae conocimiento de todo tipo. Tanto conocimiento que los jugadores profesionales conocen perfectamente, describiéndolo numéricamente, como el impacto de la posición en las posibilidades de éxito, como conocimiento detallado que exige un estudio minucioso, como las sutiles diferencias entre líneas de juego.

En el presente Trabajo de Fin de Máster se demuestra, en definitiva, que se pueden usar herramientas de Deep Learning para analizar logs de Póker Texas Hold'em online para extraer conocimiento y analizar el comportamiento de los jugadores.

**Palabras clave:** Deep learning, Extracción de conocimiento, Análisis de comportamiento, Póker online

# Abstract

In recent years we are assisting to a new “boom” of online poker. And it is not surprising since its rules are easy to learn and its dynamics simple. Beyond this simplicity it is hidden one of the toughest games in game theory. Poker online is a zero-sum, stochastic, continuous game that uses imperfect information involving up to 10 independent simultaneous players dealt around 100 hands per hour.

Poker professionals use training applications based in game theory, able to calculate thousands of move combinations per second. However, due to the performance required, its use is restricted to study theoretical or past hands, never online.

In addition, these tools lack a part of the analysis where extra value can be extracted. Analysis on player behaviour patterns. This Master Thesis studies and analyzes a dataset of online poker hands in order to extract this kind of hidden knowledge.

During the analysis an huge variety of knowledge is extracted. From knowledge that professional poker players handle perfectly, like the impact of the position in success rate, to detailed knowledge that implies deep study, like the subtle differences between betting lines.

In the present Master Thesis demonstrates that is possible to use Deep Learning tools can be used to analyze Texas Hold'em online Poker logs to extract knowledge and analyze the behavior of players.

**Keywords:** Deep learning, Knowledge extraction, Behaviour analysis, Poker online

# Índice general

Resumen	VI
Abstract	VII
Índice	VIII
Listado de Figuras	XI
Listado de Tablas	XIII
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Reglas del Póker No Limit Texas Hold'em	1
1.2. Rangos en el Póker No Limit Texas Hold'em	3
1.3. Contexto, justificación y motivación	5
1.4. Objetivos	6
1.5. Metodología de trabajo	6
1.6. Planificación de las entregas	6
1.7. Resultados obtenidos	8
1.8. Descripción de la memoria	8
<b>2. Estado del Arte</b>	<b>9</b>
2.1. Tipos de estrategias en el estudio del póker	9
2.1.1. Juego explotador	9
2.1.2. Juego óptimo	10
2.1.3. Juego explotador vs Juego óptimo	10
2.2. Herramientas de análisis	10
2.2.1. PokerTracker	10
2.2.2. PokerSnowie	10
2.2.3. PioSOLVER	11
2.3. Representación del estado	12
2.3.1. Representación en reglas	12
2.3.2. Representación en árbol	12
2.3.3. Representación matricial	13
2.4. Reducción de la dimensionalidad	13
2.4.1. Agrupación de manos iniciales	14
2.4.2. Independencia de rondas de apuestas	14
2.4.3. Reducción de rondas de apuestas	14
2.4.4. Reducción de acciones	15
2.4.5. Discretización de apuestas	15
2.4.6. Profundidad limitada en árboles	15
2.5. Modelización de jugadores	15
2.6. Creación de estrategias	16
<b>3. Descripción del conjunto de datos</b>	<b>17</b>
3.1. Visión general del conjunto de datos	17
3.1.1. Nivel de las ciegas	17
3.1.2. Fases de cada mano	17
3.1.3. Jugadores	18
3.2. Estructura de un log de póker online	20
3.2.1. Cabecera	20
3.2.2. Preflop	21
3.2.3. Flop	22
3.2.4. Turn	23
3.2.5. River	23
3.2.6. Resumen	24
3.2.7. Log completo	25

<b>4. Preproceso del conjunto de datos</b>	<b>26</b>
4.1. Acciones por mano . . . . .	26
4.2. Apuestas y balance por mano . . . . .	27
<b>5. Agrupación de estrategias</b>	<b>29</b>
5.1. Acciones posibles . . . . .	29
5.2. Conjunto de datos . . . . .	30
5.3. Agrupación de acciones en una ronda de apuestas . . . . .	30
5.3.1. Preflop . . . . .	30
5.3.2. Flop . . . . .	31
5.3.3. Turn . . . . .	31
5.3.4. River . . . . .	32
5.4. Transiciones de clústeres entre rondas de apuestas . . . . .	32
5.4.1. Transición entre preflop y flop . . . . .	33
5.4.2. Transición entre flop y turn . . . . .	35
5.4.3. Transición entre turn y river . . . . .	37
5.5. Rangos según clúster . . . . .	39
5.5.1. Preflop . . . . .	40
5.5.2. Flop . . . . .	42
5.5.3. Turn . . . . .	44
5.5.4. River . . . . .	45
5.6. Acciones por mano . . . . .	46
5.6.1. AA vs 22 . . . . .	47
5.6.2. AKs vs AKo . . . . .	49
<b>6. Clasificación de estilos de juego</b>	<b>53</b>
6.1. Conjunto de datos . . . . .	53
6.1.1. Estadísticos del balance . . . . .	53
6.1.2. Categorías . . . . .	54
6.1.3. Balanceo de clases . . . . .	54
6.2. Red de una capa - Clasificación del estilo . . . . .	55
6.2.1. Arquitectura de la red . . . . .	55
6.2.2. Hiperparámetros . . . . .	56
6.2.3. Resultados entrenamiento . . . . .	56
6.2.4. Resultados test . . . . .	56
6.2.5. Resultados entrenamiento vs test . . . . .	56
6.2.6. Conclusión . . . . .	56
6.3. Red de una capa - Clasificación del estilo tight/loose . . . . .	57
6.3.1. Resultados entrenamiento . . . . .	57
6.3.2. Resultados test . . . . .	57
6.3.3. Resultados entrenamiento vs test . . . . .	57
6.4. Red de una capa - Clasificación del estilo agresivo/pasivo . . . . .	58
6.4.1. Resultados entrenamiento . . . . .	58
6.4.2. Resultados test . . . . .	58
6.4.3. Resultados entrenamiento vs test . . . . .	59
<b>7. Predicción del balance de la mano</b>	<b>60</b>
7.1. Descripción del dataset . . . . .	61
7.1.1. Estadísticos del balance . . . . .	61
7.1.2. Categorías . . . . .	61
7.1.3. Balanceo de clases . . . . .	62
7.2. Redes de una capa . . . . .	63
7.2.1. Arquitectura de las redes . . . . .	63
7.2.2. Hiperparámetros . . . . .	63
7.2.3. Resultados entrenamiento . . . . .	63
7.2.4. Resultados test . . . . .	65
7.2.5. Resultados entrenamiento vs test . . . . .	66
7.3. Redes de dos capas . . . . .	66
7.3.1. Arquitectura de las redes . . . . .	66
7.3.2. Hiperparámetros . . . . .	67
7.3.3. Resultados entrenamiento . . . . .	67
7.3.4. Resultados test . . . . .	67
7.3.5. Resultados entrenamiento vs test . . . . .	70
<b>8. Conclusiones</b>	<b>72</b>
8.1. Conjunto de datos . . . . .	72
8.2. Agrupación de estrategias . . . . .	72
8.3. Clasificación de jugadores . . . . .	74
8.4. Predicción del balance de la mano . . . . .	74

<b>9. Trabajos futuros</b>	<b>75</b>
9.1. Conjunto de datos - tamaño de la muestra . . . . .	75
9.2. Conjunto de datos - preproceso . . . . .	75
9.3. Estrategias más adecuadas para cada nivel . . . . .	75
9.4. Construcción de un árbol de decisión de juego práctico . . . . .	75
9.5. Estilos de juego . . . . .	76
<b>Bibliografía</b>	<b>76</b>
<b>Glosario</b>	<b>80</b>
<b>GNU Free Documentation License</b>	<b>81</b>
1. APPLICABILITY AND DEFINITIONS . . . . .	81
2. VERBATIM COPYING . . . . .	83
3. COPYING IN QUANTITY . . . . .	83
4. MODIFICATIONS . . . . .	84
5. COMBINING DOCUMENTS . . . . .	86
6. COLLECTIONS OF DOCUMENTS . . . . .	87
7. AGGREGATION WITH INDEPENDENT WORKS . . . . .	87
8. TRANSLATION . . . . .	87
9. TERMINATION . . . . .	88
10. FUTURE REVISIONS OF THIS LICENSE . . . . .	88
11. RELICENSING . . . . .	89

# Índice de figuras

1.1. Ejemplo de rango 1 . . . . .	4
1.2. Ejemplo de rango 2 . . . . .	4
1.3. Ejemplo de rango 3 . . . . .	4
1.4. Evolución del póker online en España . . . . .	5
1.5. Diagrama Gantt del TFM . . . . .	7
2.1. Aplicación PokerTracker . . . . .	11
2.2. Aplicación PokerSnowie . . . . .	11
2.3. Aplicación PioSOLVER . . . . .	12
2.4. Representación en árbol del juego piedra, papel o tijera . . . . .	13
2.5. Representación matricial del juego piedra, papel o tijera . . . . .	13
3.1. Última fase viva de las manos del dataset . . . . .	18
3.2. Manos vivas vs manos con acción por fase . . . . .	19
3.3. Número de manos por jugador vs número de manos con acción por jugador . . . . .	19
5.1. Clústeres de acciones preflop . . . . .	30
5.2. Clústeres de acciones en flop . . . . .	31
5.3. Clústeres de acciones en turn . . . . .	32
5.4. Clústeres de acciones en river . . . . .	32
5.5. Valores de las transiciones entre clústeres de preflop al flop . . . . .	33
5.6. Transiciones entre clústeres de preflop al flop . . . . .	33
5.7. Grafo de las transiciones entre clústeres de preflop al flop . . . . .	34
5.8. Grafo de las transiciones reales entre clústeres de preflop al flop . . . . .	34
5.9. Valores de las transiciones entre clústeres del flop al turn . . . . .	35
5.10. Transiciones entre clústeres del flop al turn . . . . .	36
5.11. Grafo de las transiciones entre clústeres del flop al turn . . . . .	36
5.12. Grafo de las transiciones reales entre clústeres del flop al turn . . . . .	36
5.13. Valores de las transiciones entre clústeres del turn al river . . . . .	38
5.14. Transiciones entre clústeres del turn al river . . . . .	38
5.15. Grafo de las transiciones entre clústeres del turn al river . . . . .	38
5.16. Grafo de las transiciones reales entre clústeres del turn al river . . . . .	39
5.17. Rango de manos iniciales para el clúster ciega pequeña - fold preflop . . . . .	40
5.18. Rango de manos iniciales para el clúster ciega pequeña - call preflop . . . . .	40
5.19. Rango de manos iniciales para el clúster ciega pequeña - raise preflop . . . . .	41
5.20. Rango de manos iniciales para el clúster ciega grande - fold preflop . . . . .	41
5.21. Rango de manos iniciales para el clúster ciega grande - call preflop . . . . .	41
5.22. Rango de manos iniciales para el clúster ciega grande - raise preflop . . . . .	42
5.23. Rango de manos iniciales para el clúster fold preflop . . . . .	42
5.24. Rango de manos iniciales para el clúster call preflop . . . . .	42
5.25. Rango de manos iniciales para el clúster raise preflop . . . . .	43
5.26. Rango de manos iniciales para el clúster raise - call preflop . . . . .	43
5.27. Rango de manos iniciales para el clúster check en flop . . . . .	43
5.28. Rango de manos iniciales para el clúster check - call en flop . . . . .	44
5.29. Rango de manos iniciales para el clúster raise en flop . . . . .	44
5.30. Rango de manos iniciales para el clúster raise - call en flop . . . . .	44
5.31. Rango de manos iniciales para el clúster check en turn . . . . .	45
5.32. Rango de manos iniciales para el clúster check - call en turn . . . . .	45
5.33. Rango de manos iniciales para el clúster call en turn . . . . .	45
5.34. Rango de manos iniciales para el clúster raise en turn . . . . .	46
5.35. Rango de manos iniciales para el clúster check en river . . . . .	46
5.36. Rango de manos iniciales para el clúster call en river . . . . .	46
5.37. Rango de manos iniciales para el clúster raise en river . . . . .	47
5.38. Distribución de acciones preflop para AA . . . . .	47
5.39. Distribución de acciones preflop para 22 . . . . .	47
5.40. Distribución de acciones en flop para AA . . . . .	48
5.41. Distribución de acciones en flop para 22 . . . . .	48
5.42. Distribución de acciones en turn para AA . . . . .	48

5.43. Distribución de acciones en turn para 22 . . . . .	49
5.44. Distribución de acciones en river para AA . . . . .	49
5.45. Distribución de acciones en river para 22 . . . . .	49
5.46. Distribución de acciones preflop para AKs . . . . .	50
5.47. Distribución de acciones preflop para AKo . . . . .	50
5.48. Distribución de acciones en flop para AKs . . . . .	50
5.49. Distribución de acciones en flop para AKo . . . . .	50
5.50. Distribución de acciones en turn para AKs . . . . .	51
5.51. Distribución de acciones en turn para AKo . . . . .	51
5.52. Distribución de acciones en river para AKs . . . . .	51
5.53. Distribución de acciones en river para AKo . . . . .	52
6.1. Estadísticos de las decisiones por ronda de apuestas . . . . .	53
6.2. Distribución del estilo de los jugadores . . . . .	54
6.3. Estilos de los jugadores del dataset . . . . .	54
6.4. Estilos de los jugadores del dataset con más de 10 manos . . . . .	55
6.5. Resultados de la clasificación del estilo en entrenamiento . . . . .	56
6.6. Resultados de la clasificación del estilo en test . . . . .	56
6.7. Comparación de resultados de la clasificación del estilo entre entrenamiento y test . . . . .	57
6.8. Resultados de la clasificación tight/loose en entrenamiento . . . . .	57
6.9. Resultados de la clasificación tight/loose en test . . . . .	58
6.10. Comparación de resultados de la clasificación tight/loose entre entrenamiento y test . . . . .	58
6.11. Resultados de la clasificación agresivo/pasivo en entrenamiento . . . . .	58
6.12. Resultados de la clasificación agresivo/pasivo en test . . . . .	59
6.13. Comparación de resultados de la clasificación agresivo/pasivo entre entrenamiento y test . . . . .	59
7.1. Estadísticos de los balances por posición . . . . .	61
7.2. Categorías presentes en cada posición . . . . .	62
7.3. Predicción del balance, resultados entrenamiento - red una capa - posición 1 . . . . .	64
7.4. Predicción del balance, resultados entrenamiento - red una capa - posición 2 . . . . .	64
7.5. Predicción del balance, resultados entrenamiento - red una capa - posición 3 . . . . .	64
7.6. Predicción del balance, resultados entrenamiento - red una capa - posición 4 . . . . .	64
7.7. Predicción del balance, resultados entrenamiento - red una capa - posición 5 . . . . .	64
7.8. Predicción del balance, resultados entrenamiento - red una capa - posición 6 . . . . .	64
7.9. Predicción del balance, resultados test - red una capa - posición 1 . . . . .	65
7.10. Predicción del balance, resultados test - red una capa - posición 2 . . . . .	65
7.11. Predicción del balance, resultados test - red una capa - posición 3 . . . . .	65
7.12. Predicción del balance, resultados test - red una capa - posición 4 . . . . .	65
7.13. Predicción del balance, resultados test - red una capa - posición 5 . . . . .	65
7.14. Predicción del balance, resultados test - red una capa - posición 6 . . . . .	65
7.15. Predicción del balance, resultados entrenamiento vs test - red de una capa . . . . .	66
7.16. Predicción del balance, resultados entrenamiento vs test - red de una capa por categoría . . . . .	66
7.17. Predicción del balance, resultados entrenamiento - red dos capas - posición 1 . . . . .	68
7.18. Predicción del balance, resultados entrenamiento - red dos capas - posición 2 . . . . .	68
7.19. Predicción del balance, resultados entrenamiento - red dos capas - posición 3 . . . . .	68
7.20. Predicción del balance, resultados entrenamiento - red dos capas - posición 4 . . . . .	68
7.21. Predicción del balance, resultados entrenamiento - red dos capas - posición 5 . . . . .	69
7.22. Predicción del balance, resultados entrenamiento - red dos capas - posición 6 . . . . .	69
7.23. Predicción del balance, resultados test - red dos capas - posición 1 . . . . .	69
7.24. Predicción del balance, resultados test - red dos capas - posición 2 . . . . .	69
7.25. Predicción del balance, resultados test - red dos capas - posición 3 . . . . .	70
7.26. Predicción del balance, resultados test - red dos capas - posición 4 . . . . .	70
7.27. Predicción del balance, resultados test - red dos capas - posición 5 . . . . .	70
7.28. Predicción del balance, resultados test - red dos capas - posición 6 . . . . .	70
7.29. Predicción del balance, resultados entrenamiento vs test - red dos capas . . . . .	71
7.30. Predicción del balance, resultados entrenamiento vs test - red dos capas por categoría . . . . .	71

# Índice de tablas

1.1. Rango de manos iniciales . . . . .	3
1.2. Principales hitos del trabajo. . . . .	6
2.1. Representación del juego piedra, papel o tijera . . . . .	13
3.1. Distribución de las ciegas en el dataset. . . . .	17
3.2. Manos vivas y fases con acción . . . . .	18
3.3. Número de manos por jugador vs número de manos con acción por jugador . . . . .	19
4.1. Acciones extraídas . . . . .	27
4.2. Apuestas extraídas . . . . .	28

# Capítulo 1

## Introducción

En los últimos años el interés de la comunidad investigadora en el póker está creciendo, obligando a explorar técnicas de Inteligencia Artificial en general y Aprendizaje Automático en particular para conseguir estrategias ganadoras. Se trata de un juego de información incompleta en el que:

- se desconocen tanto las cartas del rival como las futuras cartas comunitarias.
- se desconocen todos los posibles efectos de las acciones que podemos tomar.
- se desconocen todas las posibles reacciones de un oponente.

Por tanto, el estado del juego no es completamente conocido. Además el póker tiene una componente aleatoria en el reparto de las cartas que aumenta la dureza del problema.

Desde la perspectiva de la teoría de juegos el póker es un juego de suma cero puesto, que lo que unos jugadores pierden lo ganarán otros jugadores, excluyendo el efecto de la comisión del casino.

En el presente capítulo se presenta el Trabajo de Fin de Máster describiendo brevemente el juego del póker. El contexto sobre el que se desarrolla el presente trabajo, así como la motivación y los objetivos que se persiguen con él. Además, se incluye una breve planificación de las fases necesarias para la consecución de dicho objetivo.

### 1.1. Reglas del Póker No Limit Texas Hold'em

La variedad de póker más extendida en la actualidad es No Limit Texas Hold'em. En esta variedad cada jugador recibe dos cartas que son su mano inicial. Además, hasta cinco cartas más serán puestas boca arriba en la mesa que constituirán las cartas comunitarias. El ganador del juego será el jugador que consiga la mejor combinación (o mano) posible de cinco cartas entre sus dos cartas iniciales y las cinco comunitarias.

Cada jugador empieza con una cantidad de fichas que tendrá que usar para apostar o cubrir las apuestas de los rivales al final de cada fase. Las posibles acciones de un jugador son:

- **Fold:** El jugador no quiere cubrir una apuesta hecha y abandona su mano.
- **Check:** Si nadie ha apostado previamente y el jugador no desea apostar puede pasar el turno para que otros jugadores decidan.
- **Call:** El jugador iguala la apuesta hecha por otro jugador anterior.

- **Bet:** Si nadie ha apostado previamente y el jugador desea apostar. En No Limit Texas Hold'em el límite es la cantidad de fichas que posea el jugador.
- **Raise:** Si alguien ha apostado previamente y el jugador desea subir la apuesta. En No Limit Texas Hold'em el límite es la cantidad de fichas que posea el jugador.

El No Limit Texas Hold'em está dividido en 4 fases o rondas de apuestas en las que el jugador recibe nueva información. Las fases son:

- **PreFlop:** El primer jugador debe apostar una cantidad previamente acordada conocida como ciega pequeña. El segundo jugador estará también obligado, pero en este caso la cantidad será el doble de la apuesta anterior, siendo la ciega grande. Cada jugador recibe sus dos cartas iniciales. Empieza una ronda de apuestas por el siguiente jugador a la ciega grande, que acabará cuando todos los jugadores hayan igualado la apuesta (Call) o tirado sus cartas (Fold).
- **Flop:** Se descubren tres cartas comunitarias que los jugadores pueden usar para combinar con su mano inicial. Empieza una nueva ronda de apuestas.
- **Turn:** Se descubre una nueva carta comunitaria que se sumará a las tres anteriores. Empieza una nueva ronda de apuestas.
- **River:** Se descubre la quinta y última carta comunitaria que se sumará a las cuatro anteriores. Empieza una nueva ronda de apuestas. Al final de la ronda de apuestas llega el showdown en el que los jugadores deben mostrar sus cartas y el jugador con la mejor jugada ganará la mano.

La clasificación de las jugadas de poker, de mejor a peor es la siguiente:

- **Escalera de color:** cinco cartas consecutivas del mismo palo :  $10♥9♥8♥7♥6♥$
- **Póker:** cuatro cartas iguales y una diferente.  $10♥10♠10♦10♣5♥$
- **Full house:** tres cartas del mismo valor y dos cartas de un valor distinto, pero coincidentes entre ellas.  $A♠A♣A♦2♣2♥$
- **Color:** cinco cartas no consecutivas del mismo palo.  $A♥Q♥8♥3♥2♥$
- **Escalera:** cinco cartas consecutivas. En caso de que la escalera contenga un As, esta deberá ser la primera o la última carta de la escalera.  $8♦7♣6♥5♠4♣$
- **Trío:** tres cartas del mismo valor y dos de un valor diferente.  $4♦4♣4♥5♠A♣$
- **Doble pareja:** dos cartas del mismo valor, combinadas con otras dos cartas del mismo valor y una quinta diferente.  $J♥J♠10♠10♥3♦$
- **Pareja:** dos cartas del mismo valor y tres de valores diferentes.  $J♥J♠10♠4♥3♦$
- **Carta alta:** cualquier mano que no pertenece a ninguna de las categorías anteriores.  $A♠Q♥8♣3♣2♥$

Existen dos modalidades de juego:

- **Cash games:** Las fichas que tiene cada jugador simbolizan dinero real. Los jugadores pueden comprar más fichas antes de empezar cada mano si así lo desean. Los jugadores pueden abandonar la mesa al acabar cada mano.
- **Torneo:** Las fichas que tiene cada jugador simbolizan puntos. Cada jugador empieza con la misma cantidad de fichas, que recibe al pagar la entrada del torneo. Los jugadores no pueden comprar más fichas durante el torneo. Los jugadores que quieran abandonar el torneo no recibirán compensación alguna por sus puntos. Habitualmente los premios se reparten entre el último 10% de jugadores que en ser eliminado del torneo.

## 1.2. Rangos en el Póker No Limit Texas Hold'em

En el No Limit Texas Hold'em hay  ${}^2C_{52} = 1326$  manos iniciales posibles. Sin embargo, aunque las manos  $A\spadesuit A\clubsuit$ ,  $A\spadesuit A\heartsuit$ ,  $A\spadesuit A\diamondsuit$ ,  $A\clubsuit A\heartsuit$ ,  $A\clubsuit A\diamondsuit$  y  $A\heartsuit A\diamondsuit$  son diferentes, inicialmente son la misma, dos ases y lo representaremos por AA indistintamente del palo al que pertenezcan los ases.

Sin embargo para las manos que no son parejas hay algo más de información relevante, si ambas cartas pertenecen al mismo palo o no. De esta forma  $A\spadesuit K\spadesuit$  y  $A\heartsuit K\heartsuit$  son la misma mano inicial AKs (s = suited). Sucede lo mismo con  $A\heartsuit K\spadesuit$  y  $A\clubsuit K\heartsuit$  que, aunque los palos sean diferentes se representarán como AKo (o=offsuited).

Teniendo esto en cuenta, los rangos iniciales en poker se suelen representar como una tabla con 13 filas y 13 columnas representada en la tabla 1.1.

AA	AKs	AQs	AJs	ATs	A9s	A8s	A7s	A6s	A5s	A4s	A3s	A2s
AKo	KK	KQs	KJs	KTs	K9s	K8s	K7s	K6s	K5s	K4s	K3s	K2s
AQo	KQo	QQ	QJs	QTs	Q9s	Q8s	Q7s	Q6s	Q5s	Q4s	Q3s	Q2s
AJo	KJo	QJo	JJ	JTs	J9s	J8s	J7s	J6s	J5s	J4s	J3s	J2s
ATo	KTo	QTo	JTo	TT	T9s	T8s	T7s	T6s	T5s	T4s	T3s	T2s
A9o	K9o	Q9o	J9o	T9o	99	98s	97s	96s	95s	94s	93s	92s
A8o	K8o	Q8o	J8o	T8o	98o	88	87s	86s	85s	84s	83s	82s
A7o	K7o	Q7o	J7o	T7o	97o	87o	77	76s	75s	74s	73s	72s
A6o	K6o	Q6o	J6o	T6o	96o	86o	76o	66	65s	64s	63s	62s
A5o	K5o	Q5o	J5o	T5o	95o	85o	75o	65o	55	54s	53s	52s
A4o	K4o	Q4o	J4o	T4o	94o	84o	74o	64o	54o	44	43s	42s
A3o	K3o	Q3o	J3o	T3o	93o	83o	73o	63o	53o	43o	33s	32s
A2o	K2o	Q2o	J2o	T2o	92o	82o	72o	62o	52o	42o	32s	22

Tabla 1.1: Rango de manos iniciales

Esta representación es muy común en el estudio del poker y será usada durante el presente documento. Por ejemplo, la figura 1.1 representa las acciones a ejecutar desde la ciega pequeña cuando se posee un stack de 12 ciegas.

En el ejemplo de la figura 1.2 se puede ver un programa que evalúa qué hacer desde la ciega grande cuando alguien ha apostado antes.

Durante el presente documento se usarán gráficos en forma de heat maps. En el heat map de la figura 1.3 se representa la frecuencia en la que la primera acción de la mano es fold, las manos que se suelen descartar inicialmente.

- La frecuencia de las manos bajas offsuited es mucho mayor. Son las peores manos del rango y se descartan con facilidad.  $5\heartsuit 2\clubsuit$ ,  $7\diamondsuit 4\clubsuit$ ,  $4\heartsuit 3\diamondsuit$  ...
- La frecuencia de las manos bajas suited es alta, aunque no tan alta como las offsuited. Estas manos

**The ~12bb Small Blind Cheatsheet**  
Readless ranges for the beginning ROFLer:

	A	K	Q	J	T	9	8	7	6	5	4	3	2	
A	+2.8	+1.7	+1.5	+1.4	+1.2	+1.0	+0.8	+0.7	+0.6	+0.6	+0.5	+0.4	+0.4	
K	+1.6	+2.3	+0.7	+0.6	+0.4	+0.3	+0.1	0EV	0EV	-0.1	-0.1	-0.2	-0.2	Raise/Call
Q	+1.4	+0.5	+2.1	+0.2	+0.2	0EV	-0.1	-0.2	-0.2	-0.2	-0.3	-0.3	-0.4	
J	+1.2	+0.4	0EV	+1.9	+0.2	0EV	0.1	0.2	0.2	-0.3	-0.3	-0.4	-0.4	
T	+1.1	+0.2	-0.1	0EV	+1.7	+0.1	0EV	-0.1	-0.2	-0.3	-0.3	-0.4	-0.4	Openshove
9	+0.8	0EV	-0.2	-0.2	-0.1	+1.5	0EV	0.1	-0.2	-0.3	-0.4	-0.4	-0.5	
8	+0.7	-0.2	-0.3	-0.3	-0.3	-0.2	+1.3	0EV	-0.1	-0.2	-0.4	-0.5	-0.5	Limp
7	+0.5	-0.3	-0.4	-0.4	-0.3	-0.3	0.3	+1.1	0.1	-0.2	-0.3	-0.4	-0.6	
6	+0.4	-0.3	-0.4	-0.5	-0.5	-0.4	-0.4	-0.3	+1.0	-0.1	-0.2	-0.4	-0.5	Raise/Fold
5	+0.4	-0.3	-0.5	-0.5	-0.6	-0.5	-0.5	-0.4	-0.4	+0.8	-0.2	-0.3	-0.5	
4	+0.3	-0.4	-0.5	-0.6	-0.6	-0.7	-0.6	-0.6	-0.5	-0.4	+0.7	-0.4	-0.5	Openfold
3	+0.2	-0.4	-0.6	-0.6	-0.7	-0.7	-0.7	-0.7	-0.6	-0.6	-0.6	+0.3	-0.5	
2	+0.2	-0.5	-0.6	-0.7	-0.7	-0.7	-0.8	-0.8	-0.8	-0.7	-0.8	-0.8	+0.3	

Figura 1.1: Ejemplo de rango 1

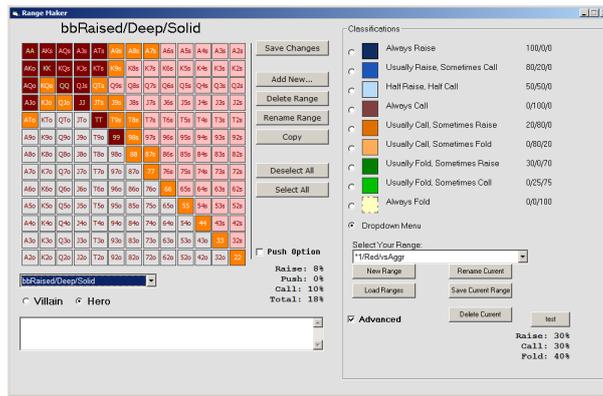


Figura 1.2: Ejemplo de rango 2

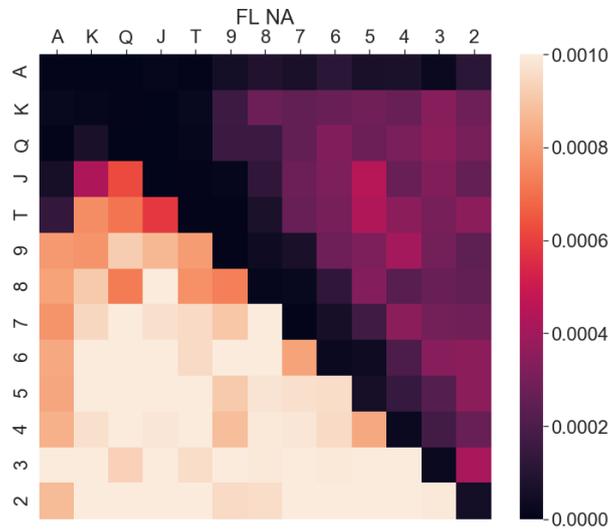


Figura 1.3: Ejemplo de rango 3

se pueden jugar por su potencial de ligar color.  $5♥2♥$ ,  $7♣4♣$ ,  $4♦3♦$ ...

- La frecuencia de las manos que se suelen jugar es practicamente cero, incluyendo
  - Parejas de mano:  $A♠A♣$ ,  $K♥A♣$ ,  $5♥5♦$ ,  $2♣2♠$ ....
  - Dos cartas altas:  $A♠K♠$ ,  $A♥10♦$ ,  $Q♦10♦$ ...
  - Un as y cualquier otra carta suited.  $A♠5♠$ ,  $A♣2♣$ ,  $A♥8♥$ ...

- Existe un grupo de manos que se juegan con cierta frecuencia, aunque no siempre
  - Un as y cualquier otra carta offsuited:  $A\spadesuit 5\heartsuit$ ,  $A\heartsuit 2\clubsuit$ ,  $A\heartsuit 8\diamondsuit$  ...
  - Dos cartas conectadas del mismo palo. Conocidos como suited connectors, son  $J\clubsuit 10\clubsuit$ ,  $J\heartsuit 9\heartsuit$ ,  $10\diamondsuit 9\diamondsuit$ ,  $7\diamondsuit 6\diamondsuit$ ,  $6\clubsuit 5\clubsuit$ ...

### 1.3. Contexto, justificación y motivación

Según la Dirección General de Ordenación del Juego en 2017 en España 337.095 personas participaron en alguna variante de póker online con una media mensual de 126.809 personas[2]. Además, la cantidad de dinero en movimiento en los casinos online no ha dejado de crecer desde 2013, llegando a los 2.518 millones de euros depositados en 2018, siendo repartidos en premios 1.831 millones de euros[3] como muestra la figura 1.4.

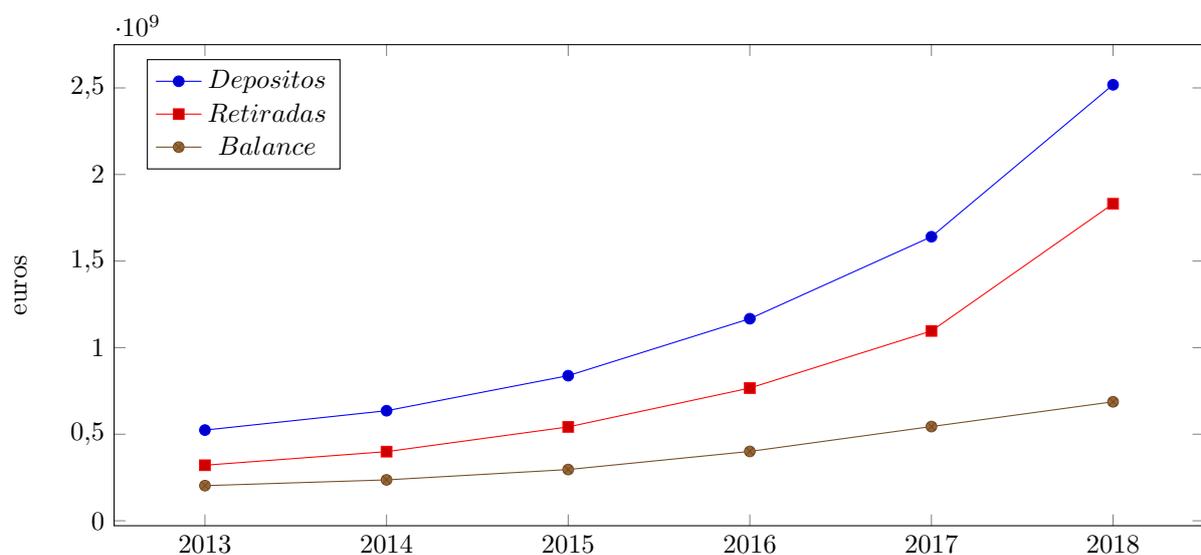


Figura 1.4: Evolución del póker online en España

Por la dinámica del juego y teniendo en cuenta el tráfico de personas y capital, se trata de un mercado muy activo en el que obtener información adicional para el entrenamiento puede ser muy beneficioso. La aplicación de técnicas que permitan clasificar el estilo de los jugadores y predecir su comportamiento es un ejemplo de dicha información adicional.

Adicionalmente, la motivación de este Trabajo de Fin de Máster es utilizar los conocimientos adquiridos durante el Máster en un caso práctico. Para la consecución de los objetivos es necesario aplicar técnicas estudiadas, como pueden ser:

1. **Big data.** Algunos de los casinos online españoles han superado ya los 2 billones de manos jugadas. Aunque el conjunto de datos disponible es muy limitado, es posible que crezca hasta ser inmanejable.
2. **Data scraping.** Aunque los logs de póker tienen una estructura definida esta puede llegar a ser muy compleja. Para extraer la información será necesario tratar los logs adecuadamente.
3. **Clustering.** Las técnicas de clustering pueden agrupar de forma no supervisada movimientos y jugadores para su clasificación.
4. **Deep learning.** La capacidad de las redes de neuronas para abstraer será empleada a la hora de predecir el comportamiento de un jugador en base a observaciones realizadas sobre otros jugadores.

## 1.4. Objetivos

El objetivo es la extracción de conocimiento de logs de póker online que permitan el estudio y el entrenamiento de jugadores profesionales de póker. Concretamente, se intentará extraer conocimiento acerca de

1. **Información básica del juego.** El objetivo básico será extraer del dataset estrategias ya conocidas tales como el efecto de la posición en una mano o los rangos de manos de inicio más efectivos.
2. **Análisis de comportamiento de jugadores.** Analizar tanto el juego del héroe como el de los villanos para la detección de debilidades explotables.
3. **Análisis de rentabilidad.** Estimar la rentabilidad de un determinado movimiento. El análisis matemático de este valor está ampliamente cubierto por la bibliografía por lo que se intentará llegar a un cálculo que tenga en cuenta el comportamiento de los jugadores involucrados.
4. **Clasificación de jugadores.** Clasificar a los villanos para poder predecir debilidades en su estrategia en base a las debilidades mostradas por otros villanos.

## 1.5. Metodología de trabajo

La investigación se realizará sobre un conjunto de datos ya existente, logs de manos de póker online en las que varios jugadores humanos compiten para obtener un beneficio económico. Estas manos ya han sido jugadas y no existe la posibilidad de reunir a los jugadores para volverlas a jugar, por lo que una nueva reproducción de cualquier parte de la muestra es imposible. Así mismo no existe la posibilidad de alterar en alguna medida los ejemplos contenidos en el conjunto de datos puesto que los cambios en el comportamiento de los jugadores puede variar de formas imprevisibles.

Por tanto y debido a la naturaleza del problema a resolver, la metodología será necesariamente cuantitativa ex-post-facto o no experimental[1].

## 1.6. Planificación de las entregas

Los principales hitos del trabajo definidos por la UOC son los expuestos en la tabla 1.2. En base a estos hitos, la planificación seguirá el diagrama de Gantt 1.5.

Definición y planificación del trabajo final:	29 de septiembre de 2019
Estado del arte:	20 de octubre de 2019
Diseño e implementación del trabajo:	21 de diciembre de 2019
Redacción de la memoria:	8 de enero de 2020
Presentación y defensa del proyecto:	14 de enero de 2020
Defensa pública:	15-22 de enero de 2020

Tabla 1.2: Principales hitos del trabajo.

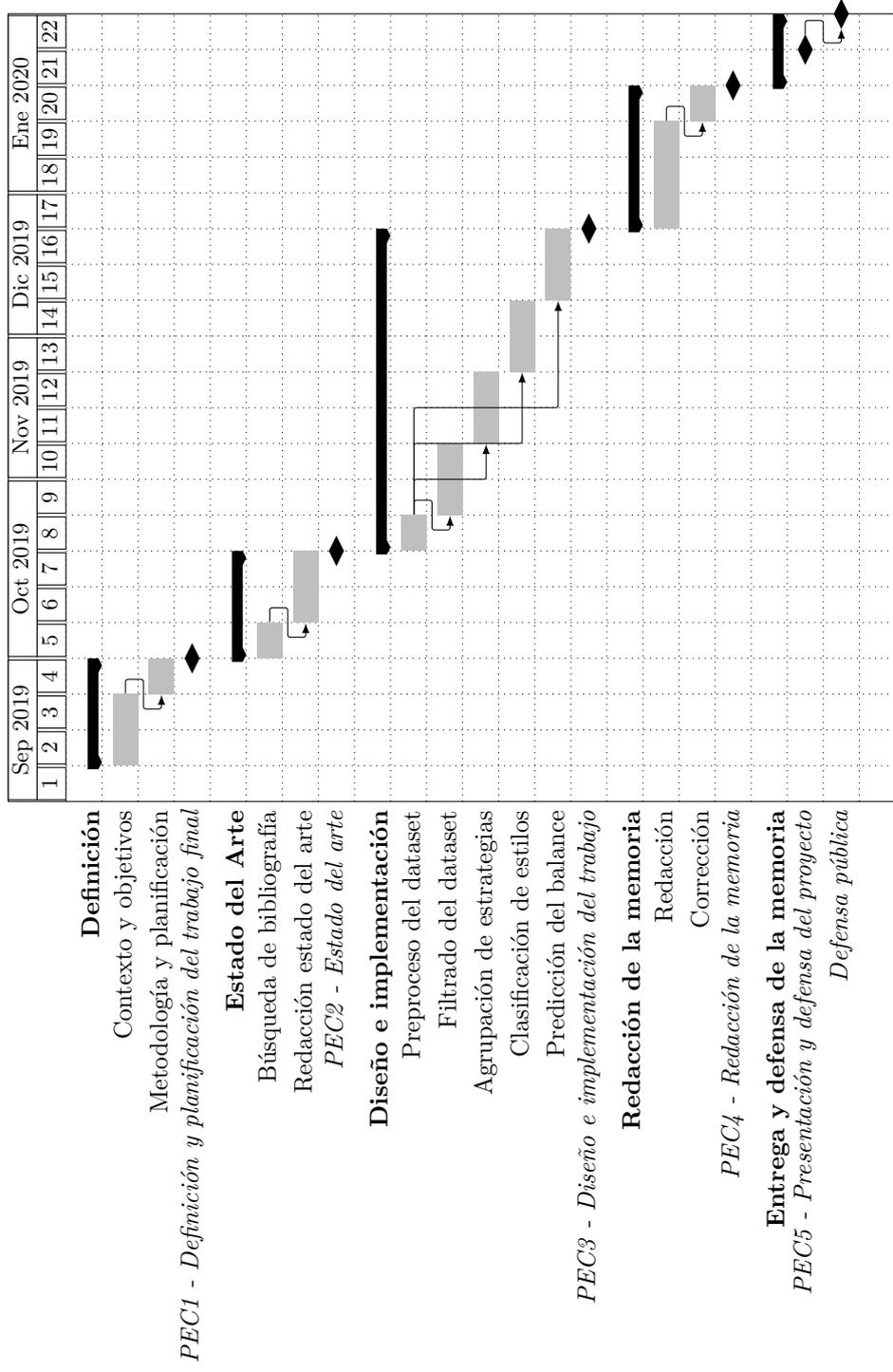


Figura 1.5: Diagrama Gantt del TFM

## 1.7. Resultados obtenidos

En este trabajo se ha procesado un conjunto de logs de Póker Texas Hold'em para generar conjuntos de datos que pueden ser analizados utilizando técnicas de Big Data y Deep Learning.

El análisis se ha centrado en la agrupación de estrategias, la clasificación de los jugadores y la predicción del balance de la mano para cada jugador. En cada apartado se ha extraído conocimiento de varios niveles, desde conclusiones resultado de la aplicación de las normas del juego hasta conocimiento avanzado propio del estudio de jugadores profesionales.

En definitiva, en este trabajo se muestra la utilidad de las herramientas de análisis de datos sobre el dominio de los logs de Póker Texas Hold'em.

## 1.8. Descripción de la memoria

La presente memoria se compone de los siguientes capítulos:

- **Introducción:** Presente capítulo que contiene una introducción a las normas básicas del póker Texas Hold'em, el contexto en el que se desenvuelve este trabajo, la planificación de las entregas y una breve descripción de los resultados obtenidos.
- **Estado del Arte:** Capítulo dedicado a revisar la bibliografía disponible acerca del estudio del póker Texas Hold'em así como las principales herramientas que los jugadores profesionales utilizan para su estudio.
- **Descripción del conjunto de datos:** Capítulo en el que se describe qué es un log de póker online y qué información contiene. Además, se exponen medidas acerca de las manos que se analizarán y su evolución en las diferentes rondas de apuestas.
- **Preproceso del conjunto de datos:** Capítulo en el que se muestran las transformaciones hechas sobre el conjunto de datos original para obtener conjuntos de datos que puedan ser analizados posteriormente.
- **Agrupación de estrategias:** Capítulo en el que se analiza el conjunto de datos para obtener una agrupación de estrategias que siguen los jugadores y su evolución a lo largo de las sucesivas rondas de apuestas.
- **Clasificación de estilos de juego:** Capítulo en el que se analiza el conjunto de datos para intentar obtener una clasificación del estilo de juego de los jugadores en base a las decisiones que toman.
- **Predicción del balance de la mano:** Capítulo en el que se analiza el conjunto de datos para predecir el balance de la mano para cada jugador en base a las apuestas que realizan.
- **Conclusiones:** Capítulo dedicado a resumir el estudio realizado y sus resultados.
- **Trabajos futuros:** Capítulo en el que se describen posibles líneas de trabajo futuras.

# Capítulo 2

## Estado del Arte

En este capítulo se resume la bibliografía consultada sobre el estudio del Póker Texas Hold'em en la que se basa el Trabajo de Fin de Máster.

### 2.1. Tipos de estrategias en el estudio del póker

Para la optimización de resultados en el Póker Texas Hold'em existen dos principales líneas de estudio, el juego explotador y el juego óptimo.

#### 2.1.1. Juego explotador

El juego explotador consiste en adaptar la estrategia del jugador para obtener el máximo beneficio posible. Se basa en la observación de la estrategia del rival para detectar debilidades o desequilibrios. Una vez detectadas las debilidades, la estrategia es explotarlas. El beneficio en la estrategia explotadora proviene de las debilidades de los rivales.

Un ejemplo de este tipo de estrategia, en el juego piedra, papel o tijera sería, bajo el supuesto en el que observamos que nuestro rival usa 20 % de las veces piedra, 20 % de las veces papel y 60 % de las veces tijera, cambiar la estrategia sacando 100 % piedra para asegurar que ganaremos el 60 % de las veces y empataremos el 20 % de las veces.

La estrategia explotadora frecuentemente expone la estrategia del jugador creando debilidades propias para explotar las debilidades del rival.

En el ejemplo de piedra papel o tijera la estrategia del jugador ha quedado expuesta al usar el 100 % de las veces piedra. El rival podría cambiar su estrategia a usar 100 % papel y la estrategia explotadora dejaría de ser útil.

Ejemplos de estrategias explotadoras en póker son:

- Bajo la observación de que el jugador en ciega grande no defiende su ciega, atacarla más a menudo.
- Bajo la observación de que el jugador que abre la mano no paga 4bet sin posición, atacarle con un rango más amplio cuando se tenga posición sobre él.

### 2.1.2. Juego óptimo

El juego óptimo consiste en construir una estrategia que no puede ser explotada, independientemente de la estrategia de los oponentes. Se trata de seguir siempre el movimiento matemáticamente correcto.

El beneficio de las estrategias óptimas viene de los errores del rival. La decisión del jugador siempre será la mejor y cuando la decisión del rival no lo sea, el jugador obtendrá beneficio.

Un ejemplo de este tipo de estrategia en el juego piedra, papel o tijera sería elegir aleatoriamente un 33.3 % de las veces piedra, papel o tijera. Con esta estrategia no podemos ser explotados, independientemente de la estrategia que use el rival. Esta estrategia sólo obtendrá beneficio si el rival comete errores, como elegir 30 % piedra, 30 % papel y 40 % tijera.

La estrategia óptima expone información que normalmente no es accesible a los jugadores rivales. Si elegimos siempre el movimiento óptimo un rival experimentado puede averiguar información que normalmente no es accesible.

Ejemplos en el póker de estrategias óptimas son:

- Usar preflop un rango de inicio adecuado al número de jugadores restantes en la mano.
- Utilizar tamaños de apuesta en base a la probabilidad que tenemos de ganar la mano

### 2.1.3. Juego explotador vs Juego óptimo

La estrategia explotadora y la estrategia óptima contra una estrategia óptima son necesariamente la misma. Es decir, la forma explotadora de jugar contra una estrategia óptima, que no puede ser explotada, es jugar también de forma óptima puesto que no hay debilidad que explotar.

## 2.2. Herramientas de análisis

En esta sección se analizan las principales herramientas disponibles en la actualidad.

### 2.2.1. PokerTracker

*PokerTracker*<sup>1</sup> es una herramienta que implementa una base de datos que recoge estadísticas del juego de los jugadores y la muestra sobre la pantalla, un Heads-up Display (HUD). Este tipo de herramientas son utilizadas para utilizar estrategias de juego explotador en tiempo real.

Aunque estas herramientas son muy populares, actualmente la mayoría de casinos online limitan su uso<sup>2</sup>. Las limitaciones afectan tanto el tipo de información que se puede mostrar como la fuente de dicha información, que debe haber sido generada por el propio usuario. Además, cualquier tipo de cálculo está prohibido, incluyendo cálculo de equilibrios de Nash que permitirían el cálculo de estrategias Game Theory Optimal (GTO).

### 2.2.2. PokerSnowie

*PokerSnowie*<sup>3</sup> es un sistema experto construido en base a estrategias Tight and Aggressive (TAG).

---

<sup>1</sup>PokerTracker: <https://www.pokertracker.com/>

<sup>2</sup>PokerStars: <https://www.pokerstars.com/en/blog/inside-pokerstars/2019/making-changes-to-our-third-party-tools-179741.shtml>

<sup>3</sup>PokerSnowie: <https://www.pokersnowie.com/>



Figura 2.1: Aplicación PokerTracker



Figura 2.2: Aplicación PokerSnowie

PokerSnowie analiza logs de sesiones de póker online y estudia desviaciones respecto a la estrategia que tiene programada, considerándolos errores evitables. Ofrece una clasificación de los errores y una estimación de la pérdida de beneficio causada por ellos. Además, ofrece la posibilidad de simular las manos desde su perspectiva, por lo que no sólo señala errores sino que también propone soluciones. Incluso ofrece la posibilidad de jugar manos contra dicha estrategia, por lo que es posible usarlo como entrenamiento práctico.

Sin embargo, la estrategia programada en PokerSnowie es demasiado rígida. Ofrece una única perspectiva sin entrar a valorar qué tipo de movimientos son más efectivos según qué tipo de jugador. Los movimientos presentados como más rentables típicamente lo son contra jugadores experimentados. Sin embargo, jugando con jugadores menos experimentados pierde rentabilidad.

### 2.2.3. PioSOLVER

*PioSOLVER*<sup>4</sup> es una herramienta de análisis basada en GTO. PioSOLVER construye el árbol de decisión completo de la mano en estudio utilizando rangos de inicio configurables con pesos arbitrarios y tamaños de apuesta predefinidos.

PioSOLVER es usada por jugadores profesionales de póker para el estudio de situaciones teóricas con el objetivo de obtener todo el rédito económico posible. Su nivel de detalle permite evaluar matemáticamente movimientos individuales y estrategias posiblemente vulnerables.

<sup>4</sup>PioSOLVER: <https://www.piosolver.com/>

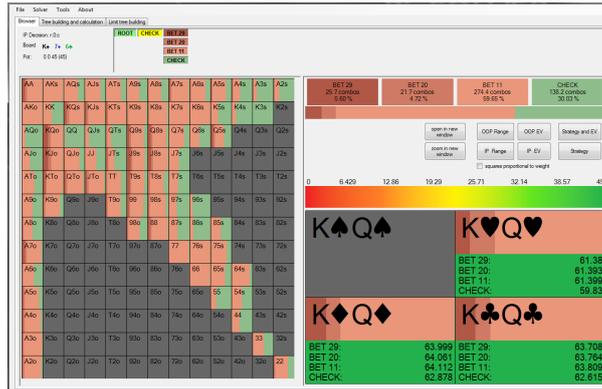


Figura 2.3: Aplicación PioSOLVER

## 2.3. Representación del estado

El primer problema a la hora de analizar el póker Texas Hold'em es obtener una representación fidedigna de la realidad a analizar. Idealmente esta representación debe contener toda la información de la partida sin introducir ningún sesgo.

En [Andersson:2006][8] se describen las tres principales formas de representar el juego del póker para su análisis:

- Representación en reglas
- Representación en árbol
- Representación matricial o forma normal

Durante esta sección analizaremos estas formas de representación.

### 2.3.1. Representación en reglas

La representación en reglas obtiene un conjunto de reglas que describen cualquier estado posible del juego. Según [8] se trata de la forma de representación más intuitiva pero poco práctica desde el punto de vista de la ciencia de datos. En principio es muy complicado crear un entorno que pueda utilizar cualquier regla. Además, el número de reglas podría ser potencialmente infinito, por lo que no parece la mejor forma de desarrollar estrategias óptimas.

### 2.3.2. Representación en árbol

En la representación en árbol la raíz es el inicio del juego y las hojas son el final, representando el beneficio para el jugador. Según [8], en los juegos de información perfecta los algoritmos son capaces de determinar si un movimiento es bueno o no partiendo del estado del juego por inducción. Sin embargo, en los juegos de información imperfecta como el póker, el cálculo del valor de un estado no puede ser determinado con precisión puesto que no se conoce el estado completo del juego.

Para ilustrar este hecho, desde [8] se ejemplifica el árbol completo del juego “piedra, papel o tijera”, expuesto en la figura 2.4.

En la realidad del juego los jugadores aplican su acción simultáneamente. Es decir, en el momento en el que el jugador P2 decide, la acción de P1 no es conocida. En este juego de información imperfecta técnicas de análisis inductivo como MiniMax no son posibles.

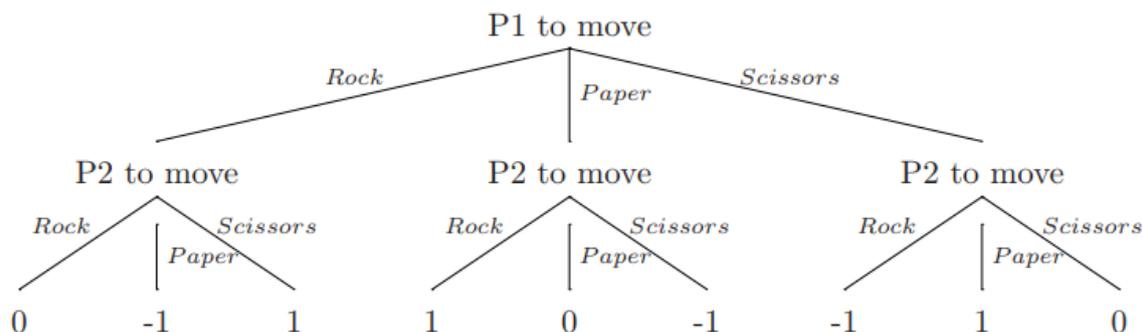


Figura 2.4: Representación en árbol del juego piedra, papel o tijera

$$\begin{pmatrix} 2 & 3 & 1 \\ 1 & 2 & 3 \\ 3 & 1 & 2 \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

Figura 2.5: Representación matricial del juego piedra, papel o tijera

### 2.3.3. Representación matricial

Según [8] la forma matricial o forma normal consiste en una matriz que contiene todos los posibles desarrollos del juego y su recompensa asociada. De nuevo ejemplificando con el juego “piedra, papel o tijera” y desde la perspectiva de P1 en ?? se desarrolla la representación matricial.

		P1		
		Piedra	Papel	Pijera
P2	Piedra	0	1	-1
	Papel	-1	0	1
	Tijera	1	-1	0

Tabla 2.1: Representación del juego piedra, papel o tijera

Para su análisis se ha de transformar a una matriz de valores positivos que representen la recompensa de cada combinación

## 2.4. Reducción de la dimensionalidad

El árbol que describe el juego del póker Texas Hold'em es enorme. Si solo tenemos en cuenta las cartas en un juego entre dos jugadores y asumimos que solo van a ejecutar una acción entre tres posibles por fase, el árbol tendrá  $1,73 \cdot 10^{18}$  hojas. Si consideramos ese mismo juego entre 10 jugadores el árbol crece hasta  $1,74 \cdot 10^{45}$  hojas. En [Gilpin et al:2008][4] se establece como el tamaño del árbol completo del póker Texas Hold'em en  $10^{71}$  nodos.

Si comparamos con la dimensionalidad de otros juegos

- Backgammon :  $10^{20}$
- Ajedrez: [Chinchalkar:1996][5] establece el tamaño máximo de posiciones legales en el ajedrez es  $10^{47}$

- Go (19x19):  $10^{171}$

Resulta obvio que el tamaño del juego y sus combinaciones es inabordable. Debe ser simplificado para poder obtener un análisis efectivo, idealmente sin sesgar o perder información importante. En esta sección se describen técnicas encontradas en la bibliografía para reducir la dimensionalidad del juego.

### 2.4.1. Agrupación de manos iniciales

En [Shi y Littman:2001][6], [Billings et al, 2003][7] y [Andersson:2006][8] se describe la agrupación de manos iniciales (en la bibliografía aparece como “bucketing” o “binning”) como una extensión del concepto natural e intuitivo de agrupar las manos según su fuerza y su potencial. Desde el punto de vista de la estrategia no hay mucha diferencia entre jugar  $K\clubsuit 3\spadesuit$  y  $K\heartsuit 2\spadesuit$ , ambas manos de inicio pueden ser agrupadas en la categoría “un rey y una carta baja”.

La selección de los buckets no es una tarea trivial. En [Andersson:2006][8] se opta por agrupar las manos iniciales según sus propiedades estratégicas en contraposición a la probabilidad de ganar contra una mano aleatoria. Y es que esta sería una solución unidimensional para un problema multidimensional. Por ejemplo las manos  $7\clubsuit 7\spadesuit$  y  $A\spadesuit K\spadesuit$  tienen aproximadamente la misma probabilidad de ganar contra una mano aleatoria. Sin embargo se juegan con estrategias muy diferentes.  $7\clubsuit 7\spadesuit$  se convierte la mayoría de las veces en una mano media en el flop y una pequeña parte de las veces, cuando el flop contiene otro siete, en una mano muy fuerte.  $A\spadesuit K\spadesuit$  sin embargo se convierte con igual probabilidad en una mano bastante débil o bastante fuerte dependiendo de si el flop contiene un as o un rey.

En [Shi y Littman:2001][6] se ejemplifica la forma de agrupar las manos de inicio según la mano que pueden desarrollar. Así, manos como  $Q\clubsuit Q\heartsuit$  pueden convertirse en dobles parejas, trio o full house más fácilmente que otras manos como, por ejemplo,  $7\spadesuit 5\spadesuit$  que tendrá más facilidad para convertirse en escalera o color.

Según [Andersson:2006][8] una vez que los grupos son establecidos es necesario generar las probabilidades de transitar de un grupo en una ronda de apuestas a otro grupo en la siguiente ronda de apuestas. Una vez que las probabilidades de estas transiciones son calculadas, es posible construir un modelo mediante una estrategia pseudo óptima.

### 2.4.2. Independencia de rondas de apuestas

En [Shi y Littman:2001][6] se plantea resolver cada fase independientemente en lugar de resolver todo el juego. El método consiste en replicar el juego completo una vez por cada ronda de apuestas, considerando el resto de rondas como información conocida. Para ello los autores asumen que las decisiones de una ronda de apuestas no se ven afectadas por las decisiones pasadas o futuras.

Sin embargo en [Billings et al, 2003][7] se desestima esta posibilidad debido a que se pierde toda la información contextual de las rondas anteriores que, según los autores, es crítica para tomar decisiones correctas.

### 2.4.3. Reducción de rondas de apuestas

En [Billings et al, 2003][7] se proponen una serie de reducciones en las rondas de apuestas.

- Eliminación de rondas de apuestas: Los autores evalúan la generación de estrategias eliminando rondas de apuestas. Los resultados reflejan que las estrategias generadas no son válidas para el juego completo.
- Combinación de rondas de apuestas: Los autores también evalúan combinar el turn y el river creando una única fase final con dos cartas comunitarias. El principal problema descrito está en

determinar los tamaños de apuesta adecuados.

#### 2.4.4. Reducción de acciones

En [Billings et al, 2003][7] se propone limitar el número de acciones por jugador y ronda de apuestas a 3. Según los autores esto no tiene un impacto sustancial en la estrategia generada. Ciertamente es muy raro que un jugador actúe más de 3 veces en una única ronda de apuestas.

En [Moravcik et al:2017][11] se limita las acciones posibles a fold, call, 2bet, 3bet y all-in para reducir el tamaño del árbol en la implementación del agente DeepStack.

#### 2.4.5. Discretización de apuestas

En el Texas Hold'em los jugadores suelen poder apostar tanto como quieran. Esta parte del juego implica una variable continua a la hora de modelarlo. En [Andersson:2006][8] se discretiza esta cantidad usando cuatro posibles tamaños

- Apuesta pequeña: La cantidad es aproximadamente la mitad del tamaño del bote.
- Apuesta normal: La cantidad es aproximadamente el tamaño del bote.
- Apuesta grande: La cantidad es aproximadamente dos veces el tamaño del bote.
- all-in: El jugador apuesta todas sus fichas.

#### 2.4.6. Profundidad limitada en árboles

Los árboles de profundidad limitada<sup>5</sup> son usados por [Moravcik et al:2017][11] en la construcción de su agente DeepStack para jugar heads up Texas Hold'em. Basándose en conceptos usados en juegos de información perfecta se busca limitar la profundidad de árbol a resolver. Sin embargo, al ser el Póker Texas Hold'em un juego de información imperfecta no se puede reemplazar las partes del árbol con funciones heurísticas. En su lugar, DeepStack usa funciones aprendidas mediante redes de neuronas que aproximan los resultados esperados.

### 2.5. Modelización de jugadores

Existen cuatro estilos de juego bien conocidos por todos los jugadores de póker y descritos en, por ejemplo, [Brunson:1979][12] o [Gordon:2005][13]. Estos estilos surgen de combinar dos variables:

- Elección de las cartas de inicio. Se llama tight al jugador que elige un rango pequeño de cartas de inicio y loose al jugador que elige un rango extenso de cartas de inicio.
- Estilo de juego. Será un estilo de juego agresivo el de aquel jugador que, con su acción, ataca e incomoda al resto de jugadores mientras que un jugador pasivo será aquel que no suele atacar.

De esta forma, se distinguen cuatro estilos de juego

- Tight-Passive. También conocidos como Rocks. Juegan pocas manos y, cuando lo hacen, generalmente no suben la apuesta. Se limitan a pagar las apuestas de los oponentes y suelen tirarse si no tienen la mejor mano posible.

---

<sup>5</sup>En el original "Limited depth lookahead via intuition"

- Tight-Aggressive. También conocidos como Killers. Juegan pocas manos y, cuando lo hacen, intervienen constantemente en la acción para forzar a los adversarios.
- Loose-Passive. También conocidos como Call Stations. Juegan muchas manos de forma pasiva, limitándose a pagar las apuestas de los adversarios.
- Loose-Aggressive. También conocidos como Maniacs. Juegan muchas manos de forma muy agresiva.

Según [Gordon:2005][13] el estilo de juego que, en términos generales, ofrece mejores réditos es Tight-Aggressive. No obstante, y siempre según [13], los jugadores profesionales deben saber cambiar su estrategia adaptándose a las circunstancias. Si el estilo de los oponentes es tight, entonces el estilo del jugador debe ser loose y viceversa. Si el estilo de los oponentes es pasivo, entonces el estilo del jugador debe ser agresivo y viceversa.

En [Kendall y Willdig:2005][14] se implementa un jugador de póker capaz de evolucionar su comportamiento enfrentándose contra implementaciones de los cuatro tipos de juego. Con un algoritmo evolutivo muy básico los autores consiguen buenos resultados contra estrategias no evolutivas de los cuatro estilos ya mencionados.

Durante el estudio de [Rupeneite:2014][16] se incluye una clasificación de los jugadores basada en cómo juegan sus manos. De esta forma, desde [16] se propone:

- Tight: El agente juega menos del 28 % de las manos.
- Loose: El agente juega el 28 % de las manos o más

Además, desde [16] se cita [Li:2013][17] como fuente del cálculo del factor de agresividad como la relación entre el número de acciones agresivas (bet/raise) y el número de acciones pasivas (check/call). Así, se define

- Passive:  $AF \leq 1$ , el jugador toma más acciones pasivas que agresivas.
- Aggressive:  $AF > 1$ , el jugador toma más acciones agresivas que pasivas.

## 2.6. Creación de estrategias

Basándose en la valoración de cinco principios conocidos del juego (fuerza de la mano de inicio, estrategia del oponente, posición del jugador, control de riesgos y fase del juego) [Barone y While:2000][15] construyen un algoritmo evolutivo capaz de aprender y adaptarse para ser competitivo. Los autores evolucionan el peso que tiene cada una de las cinco valoraciones sobre la decisión de la acción que tomará el agente.

## Capítulo 3

# Descripción del conjunto de datos

### 3.1. Visión general del conjunto de datos

El conjunto de datos son logs de 26015 manos de póker Texas Hold'em 6-max jugadas en pokerstars.es entre el 5 de noviembre de 2017 y el 4 de mayo de 2019.

#### 3.1.1. Nivel de las ciegas

La distribución de las ciegas jugadas se muestra en la tabla 3.1.

Ciega Pequeña	Ciega Grande	Divisa	Manos	Porcentaje
5.00	10.00	EUR	1	0.003 %
1.00	2.00	EUR	2341	8.9986 %
0.50	1.00	EUR	7707	29.6252 %
0.50	1.00	USD	473	1.8181 %
0.25	0.50	EUR	7770	29.8674 %
0.25	0.50	USD	28	0.1076 %
0.10	0.25	EUR	7676	29.5061 %
0.10	0.25	USD	19	0.073 %

Tabla 3.1: Distribución de las ciegas en el dataset.

#### 3.1.2. Fases de cada mano

Se considera que una mano está viva si al menos dos de los jugadores aún siguen en ella. Una fase de la mano tiene acción si al menos uno de los jugadores apuesta en ella.

De esta forma en la tabla 3.2 podemos observar el número de manos que llegan vivas a cada fase del juego y cuántas de dichas fases tienen acción.

Fase	Manos vivas	% Manos vivas	Acción	%Acción
Total	26015	100.00 %	26015	100.00 %
Preflop	23027	88.15 %	20982	80.65 %
Flop	14639	56.27 %	9564	36.76 %
Turn	9661	37.14 %	5968	22.94 %
River	6568	25.25 %	3870	14.88 %

Tabla 3.2: Manos vivas y fases con acción

En el gráfico 3.1 podemos ver la última fase de las manos del dataset.

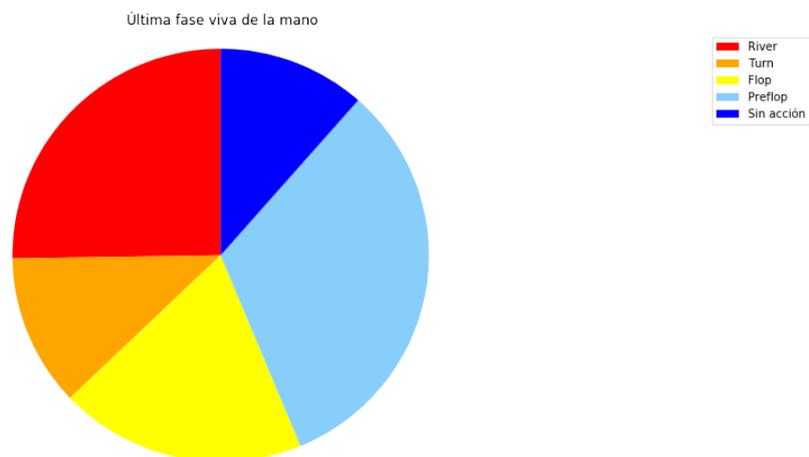


Figura 3.1: Última fase viva de las manos del dataset

Así mismo en el gráfico 3.2 podemos contrastar el número de manos vivas por fase contra las fases del juego que tienen acción.

### 3.1.3. Jugadores

El dataset contiene información de 1423 jugadores. Sin embargo la información de los jugadores está muy desbalanceada. Sólo para 1329 de esos 1423 jugadores el dataset contiene alguna mano con acción.

De los 1423 jugadores hay 404 de los que conocemos menos de 10 manos y 623 jugadores de los que conocemos menos de 10 manos con acción. Toda la información se encuentra recogida en la siguiente tabla 3.3

El gráfico 3.3 ilustra la cantidad de jugadores de los que el dataset contiene información contrastada contra la cantidad de jugadores de los que el dataset contiene manos con acción.

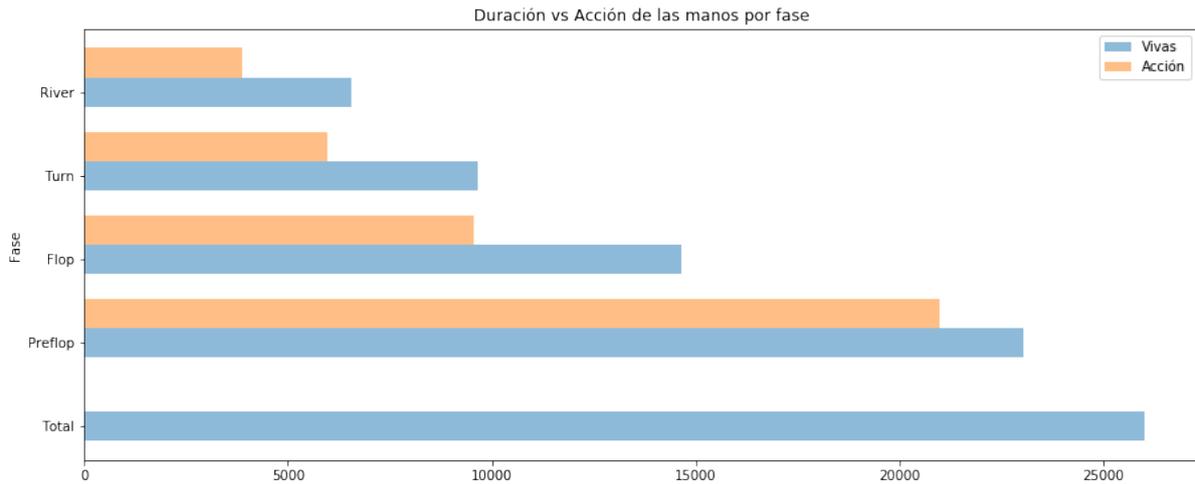


Figura 3.2: Manos vivas vs manos con acción por fase

Manos	Jugadores	Jugadores con manos con Acción
Total	1423	1329
[0,10)	404	623
[10,50)	525	553
[50,200)	365	117
[200,500)	93	29
[500,inf)	36	7

Tabla 3.3: Número de manos por jugador vs número de manos con acción por jugador

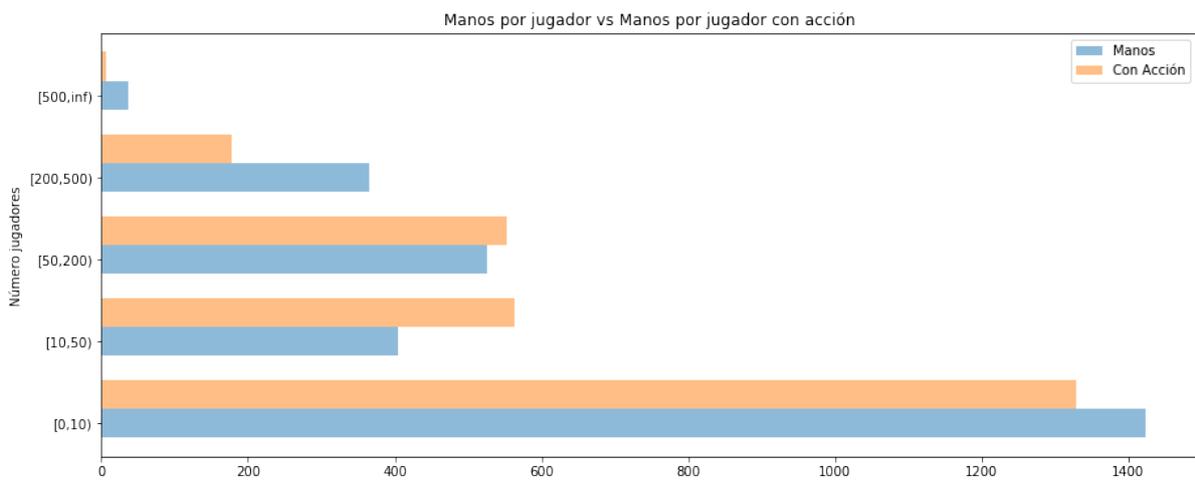


Figura 3.3: Número de manos por jugador vs número de manos con acción por jugador

## 3.2. Estructura de un log de póker online

En esta sección se describe un log de póker online, incluyendo sus partes y toda la información que recoge.

### 3.2.1. Cabecera

En esta sección se da información que sitúa el contexto de la mano. En primer lugar se da la información de cuándo se juega la mano y qué tipo de mano es.

```
PokerStars Hand #177847733734: Hold'em No Limit
(€0.50/€1.00 EUR) - 2017/11/05 22:10:45 CET
Table 'Kobolda' 6-max Seat #6 is the button
```

En esta parte se refleja la siguiente información:

- El identificador de la mano es el 177847733734
- La modalidad de juego es Texas No Limit Hold'em
- La ciega pequeña es 0.5, la ciega grande es 1 y la divisa es euro.
- La mano se empezó a jugar el 2017/11/05 a las 22:10:45 CET
- Se juega en la mesa virtual de nombre “Kobolda”
- La modalidad es 6-max, lo que quiere decir que habrá un máximo de 6 jugadores en la mesa
- El botón se encuentra en la posición 6.

A continuación se refleja la información inicial de la mano, incluyendo los jugadores y su stack.

```
Seat 1: polariscs12 (€110.16 in chips)
Seat 2: mltr87 (€169.86 in chips)
Seat 3: sonicall (€100.65 in chips)
Seat 4: pitercol (€100.34 in chips)
Seat 5: Ergio18 (€139.13 in chips)
Seat 6: palanka7 (€100 in chips)
polariscs12: posts small blind €0.50
mltr87: posts big blind €1
```

En esta parte se refleja la siguiente información:

- Los jugadores involucrados son
  - “polariscs12” con un stack de 110.16 euros
  - “mltr87” con un stack de 169.86 euros
  - “sonicall” con un stack de 100.65 euros
  - “pitercol” con un stack de 100.34 euros
  - “Ergio18” con un stack de 139.13 euros
  - “palanka7” con un stack de 100 euros

- Las ciegas son
  - “polariscs12” es ciega pequeña, 0.5 euros.
  - “mltr87” es ciega grande, 1 euro.

A priori la información de las ciegas podría parecer redundante, puesto que ya sabíamos que el botón estaba en la posición 6 y es una mesa de máximo 6 jugadores, parece lógico pensar que la ciega pequeña será la posición 1 y la ciega grande será la posición 2. Sin embargo, esto no tiene porque ser siempre así. Si alguno de los jugadores de las posiciones 1 o 2 estuvieran ausentes las ciegas pasarían a los siguientes jugadores.

### 3.2.2. Preflop

En esta sección se da información del estado inicial de la mano

```
*** HOLE CARDS ***
Dealt to Ergio18 [7s 7c]
sonicall: folds
pitercol: raises €2 to €3
Ergio18: calls €3
palanka7: folds
polariscs12: folds
mltr87: folds
```

En esta parte se refleja la siguiente información:

- El log está bajo la perspectiva del jugador “Ergio18”, el héroe
- La mano que ha recibido “Ergio18” es 7♠7♣
- “sonicall” abandona la mano
- “pitercol” sube 2 euros hasta un total de 3 euros
- “Ergio18” iguala la apuesta de 3 euros
- “palanka7” abandona la mano
- “polariscs12” abandona la mano, cuando había apostado 0.5 euros de ciega pequeña
- “mltr87” abandona la mano, cuando había apostado 1 euro de ciega grande

De esta forma podemos saber que el valor del bote es de 7.5 euros:

- “polariscs12” aporta al bote 0.5 euros de ciega pequeña
- “mltr87” aporta al bote 1 euro de ciega grande
- “pitercol” aporta al bote 3 euros de ciega grande
- “Ergio18” aporta al bote 3 euros de ciega grande

Además podemos saber que:

- “sonicall” abandona la mano sin agresión

- “pitercol” sube la apuesta
- “Ergio18” iguala la apuesta
- “palanka7” abandona la mano ante una agresión
- “polariscs12” abandona la mano ante una agresión siendo la ciega pequeña
- “mltr87” abandona la mano ante una agresión siendo la ciega grande

Después de esta fase del juego solo “pitercol” y “Ergio18” continúan en juego.

### 3.2.3. Flop

En esta sección se da información de las cartas comunitarias repartidas en el flop y las acciones tomadas por los jugadores.

```
*** FLOP *** [Th 2c 6c]
pitercol: checks
Ergio18: bets €3.56
pitercol: calls €3.56
```

En esta parte se refleja la siguiente información:

- El flop es 10♥2♣6♣
- “pitercol” habla en primer lugar y pasa
- “Ergio18” habla en segundo lugar y apuesta 3.56 euros
- “pitercol” iguala la apuesta de 3.56 euros

De esta forma podemos saber que el valor del bote es de 14.62 euros:

- 7.5 euros de fases anteriores
- “pitercol” aporta al bote 3.56 euros
- “Ergio18” aporta al bote 3.56 euros

Además podemos saber que:

- Puede haber proyectos de escalera a una carta, con manos como 9♥8♥, 9♥7♠, 8♦7♠, 5♦4♠, 5♦3♦ o 4♥3♦
- Puede haber proyectos de color con cualquier mano que contenga dos corazones
- “Ergio18” no ha conseguido ligar su pareja de mano. El flop ha traído dos cartas por debajo de su pareja de mano.
- “pitercol” siendo el agresor pre-flop y hablando primero en el flop, decide no continuar apostando
- “Ergio18” ante la falta de continuación de “pitercol” y hablando el último, decide tomar la iniciativa
- “pitercol” después de perder la iniciativa, decide igualar la apuesta.

Después de esta fase del juego “pitercol” y “Ergio18” continúan en juego.

### 3.2.4. Turn

En esta sección se da información de la carta comunitaria repartida en el turn y las acciones tomadas por los jugadores.

```
*** TURN *** [Th 2c 6c] [9s]
pitercol: checks
Ergio18: checks
```

En esta parte se refleja la siguiente información:

- El turn es 9♠
- “pitercol” habla en primer lugar y pasa.
- “Ergio18” habla en segundo lugar y pasa.

Al no haber apuestas, el valor del bote es de 14.62 euros:

Además podemos saber que:

- No se completan los proyectos de color
- Se completa la escalera con manos como 8♦7♠
- Puede haber proyectos de escalera a dos cartas, con manos como J♥10♠ o 10♠7♣
- Puede haber proyectos de escalera a una carta, con manos como 9♥8♥ o 9♥7♠ que han hecho una pareja
- Puede haber proyectos de escalera a una carta, con manos como 5♦4♠, 5♦3♦ o 4♥3♦
- Puede haber proyectos de color con cualquier mano que contenga dos corazones
- “pitercol” no intenta recuperar la iniciativa.
- “Ergio18” no continua apostando después de ser el último agresor.

Después de esta fase del juego “pitercol” y “Ergio18” continúan en juego.

### 3.2.5. River

En esta sección se da información de la carta comunitaria repartida en el river y las acciones tomadas por los jugadores.

```
*** RIVER *** [Th 2c 6c 9s] [5c]
pitercol: checks
Ergio18: bets €9.25
pitercol: folds
Uncalled bet (€9.25) returned to Ergio18
Ergio18 collected €13.87 from pot
Ergio18: doesn't show hand
```

En esta parte se refleja la siguiente información:

- El turn es 5♣
- “pitercol” habla en primer lugar y pasa.
- “Ergio18” habla en segundo lugar y apuesta 9.25 euros.
- “pitercol” abandona la mano.
- “Ergio18” recibe su apuesta de 9.25 euros de vuelta.
- “Ergio18” gana el bote de 13.87 euros
- “Ergio18” decide no mostrar su mano

Al no haber apuestas, el valor del bote es de 14.62 euros. Sin embargo el jugador ganador recibe 13.87 euros de premio. Esto es debido a que la casa se queda con el 5 % del valor del bote como comisión.

Además podemos saber que:

- Se completan los proyectos de color
- Se completan escaleras con manos como 4♥3♦
- Puede haber proyectos de escalera a una carta, con manos como 5♦4♠, 5♦3♦ que han hecho una pareja
- “pitercol” no intenta recuperar la iniciativa.
- “Ergio18” continua apostando después de ser el último agresor y haber dejado una fase sin apostar.

“Ergio18” es el último jugador que continua en la mano por lo que la gana el bote.

### 3.2.6. Resumen

En esta sección se resume la mano

```

*** SUMMARY ***
Total pot €14.62 | Rake €0.75
Board [Th 2c 6c 9s 5c]
Seat 1: polariscs12 (small blind) folded before Flop
Seat 2: mltr87 (big blind) folded before Flop
Seat 3: sonicall folded before Flop (didn't bet)
Seat 4: pitercol folded on the River
Seat 5: Ergio18 collected (€13.87)
Seat 6: palanka7 (button) folded before Flop (didn't bet)

```

En esta parte se refleja la siguiente información:

- El valor del bote es de 14.62 euros. 0.75 euros serán cobrados como comisión por el casino.
- Las cartas comunitarias repartidas fueron 10♥2♣6♣9♠5♣
- “polariscs12” siendo la ciega pequeña, abandonó la mano antes del flop
- “mltr87” siendo la ciega grande, abandonó la mano antes del flop
- “sonicall” abandonó la mano antes del flop sin apostar
- “pitercol” abandonó la mano en el river
- “Ergio18” ganó 13.87 euros en la mano
- “palanka7” siendo el boton, abandonó la mano antes del flop sin apostar

### 3.2.7. Log completo

```
PokerStars Hand #177847733734: Hold'em No Limit (€0.50/€1.00 EUR)
- 2017/11/05 22:10:45 CET [2017/11/05 16:10:45 ET]
Table 'Kobolda' 6-max Seat #6 is the button
Seat 1: polariscs12 (€110.16 in chips)
Seat 2: mltr87 (€169.86 in chips)
Seat 3: sonicall (€100.65 in chips)
Seat 4: pitercol (€100.34 in chips)
Seat 5: Ergio18 (€139.13 in chips)
Seat 6: palanka7 (€100 in chips)
polariscs12: posts small blind €0.50
mltr87: posts big blind €1
*** HOLE CARDS ***
Dealt to Ergio18 [7s 7c]
sonicall: folds
pitercol: raises €2 to €3
Ergio18: calls €3
palanka7: folds
polariscs12: folds
mltr87: folds
*** FLOP *** [Th 2c 6c]
pitercol: checks
Ergio18: bets €3.56
pitercol: calls €3.56
*** TURN *** [Th 2c 6c] [9s]
pitercol: checks
Ergio18: checks
*** RIVER *** [Th 2c 6c 9s] [5c]
pitercol: checks
Ergio18: bets €9.25
pitercol: folds
Uncalled bet (€9.25) returned to Ergio18
Ergio18 collected €13.87 from pot
Ergio18: doesn't show hand
*** SUMMARY ***
Total pot €14.62 | Rake €0.75
Board [Th 2c 6c 9s 5c]
Seat 1: polariscs12 (small blind) folded before Flop
Seat 2: mltr87 (big blind) folded before Flop
Seat 3: sonicall folded before Flop (didn't bet)
Seat 4: pitercol folded on the River
Seat 5: Ergio18 collected (€13.87)
Seat 6: palanka7 (button) folded before Flop (didn't bet)
```

## Capítulo 4

# Preproceso del conjunto de datos

Siguiendo el ejemplo de [8] se procesará el fichero de logs para generar dos conjuntos de datos:

- Acciones por mano. Con el objetivo de estudiar las decisiones de los jugadores se generará un conjunto de datos que incluirá dichas acciones de forma independiente.
- Apuestas y balance por mano. Con el objetivo de estudiar los tamaños de apuesta se generará un conjunto de datos con todas las apuestas realizadas y el balance de cada jugador al final de la mano.

### 4.1. Acciones por mano

En este primer conjunto de datos se extrae información relativa al comportamiento de cada jugador, esto es, las decisiones que toma. De esta forma, tendremos una línea por cada jugador y mano, independizando a los jugadores entre sí en una misma mano.

Dicha independencia supone una pérdida de información sobre el conjunto de datos. Las acciones de un segundo jugador pueden ser consecuencia de las acciones de un primero. Sin embargo, también pueden ser consecuencia del impacto que las cartas comunitarias tengan sobre su mano o sobre la mano que puede estar representando.

Puesto que es imposible distinguir entre estas situaciones nos proponemos basar esta parte del estudio en información sin sesgar. Sea por los motivos que sea, la decisión que ha tomado un jugador es un hecho.

Dado el siguiente log de poker:

```
PokerStars Hand #177850347217: Hold'em No Limit (€0.50/€1.00 EUR)
- 2017/11/05 23:02:36 CET [2017/11/05 17:02:36 ET]
Table 'Kobolda' 6-max Seat #1 is the button
Seat 1: polariscs12 (€130.75 in chips)
Seat 2: AGT89 (€110.10 in chips)
Seat 3: rubeneljefe (€66.64 in chips)
Seat 5: Ergio18 (€295.35 in chips)
Seat 6: gato malo 15 (€98.50 in chips)
AGT89: posts small blind €0.50
rubeneljefe: posts big blind €1
*** HOLE CARDS ***
Dealt to Ergio18 [Td 3h]
Ergio18: folds
```

```

gato malo 15: raises €2 to €3
polariscs12: folds
AGT89: folds
rubeneljefe: calls €2
*** FLOP *** [4c 5c 8s]
rubeneljefe: checks
gato malo 15: checks
*** TURN *** [4c 5c 8s] [Qc]
rubeneljefe: checks
gato malo 15: bets €3.09
rubeneljefe: calls €3.09
*** RIVER *** [4c 5c 8s Qc] [Tc]
rubeneljefe: checks
gato malo 15: bets €12.03
rubeneljefe: calls €12.03
*** SHOW DOWN ***
gato malo 15: shows [Qh Kc] (a flush, King high)
rubeneljefe: mucks hand
gato malo 15 collected €34.85 from pot
*** SUMMARY ***
Total pot €36.74 | Rake €1.89
Board [4c 5c 8s Qc Tc]
Seat 1: polariscs12 (button) folded before Flop (didn't bet)
Seat 2: AGT89 (small blind) folded before Flop
Seat 3: rubeneljefe (big blind) mucked [Ah 9c]
Seat 5: Ergio18 folded before Flop (didn't bet)
Seat 6: gato malo 15 showed [Qh Kc] and won (€34.85) with a flush, King high

```

Se obtendrá la siguiente información. Cada fila de la tabla 4.2 será una línea en este conjunto de datos.

jugador	mano	pre1	pre2	flop1	flop2	turn1	turn2	river1	river2
AGT89	UNK	SB	FL						
rubeneljefe	UNK	BB	CA	CH		CH	CA	CH	CA
Ergio18	T3o	FL							
gato malo 15	KQo	RA		CH		RA		RA	
polariscs12	UNK	FL							

Tabla 4.1: Acciones extraídas

## 4.2. Apuestas y balance por mano

En este segundo conjunto de datos se extrae información relativa a las apuestas de cada jugador y el balance al final de la mano. De esta forma tendremos una línea por cada mano que incluirá todas las apuestas y el balance final de la mano para cada jugador.

Se distinguirá entre la cantidad apostada voluntariamente y la cantidad pagada forzosamente, es decir:

- Las ciegas son cantidades puestas forzosamente en el bote.
- Cuando un jugador apuesta, la cantidad es puesta voluntariamente en el bote.
- Cuando un jugador sube una apuesta anterior, la cantidad de la apuesta anterior se considera forzosa y la cantidad restante es subida voluntaria.
- Cuando un jugador iguala una apuesta anterior, la cantidad de la apuesta se considera forzosa.

Además todas las apuestas se expresan en ciegas grandes, como es costumbre de los jugadores de póker. Por ejemplo:

- Una apuesta de 3 euros en una mano con ciegas 0.25-0.5 es una apuesta de 6 ciegas.
- Una apuesta de 0.8 euros en una mano con ciegas 0.1-0.25 es una apuesta de 3.20 ciegas.
- La ciega pequeña es siempre 0.5.
- La ciega grande es siempre 1.0.

jugador	v pre	f pre	v flop	f flop	v turn	f turn	v river	f river	balance
AGT89	0.0	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.5
rubeneljefe	0.0	3.0	0.0	0.0	0.0	3.09	0.0	12.03	-18.12
Ergio18	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
gato malo 15	2.0	1.0	0.0	0.0	3.09	0.0	12.03	0.0	16.73
polariscs12	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
NA	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

Tabla 4.2: Apuestas extraídas

## Capítulo 5

# Agrupación de estrategias

Durante cada ronda de apuestas un jugador puede tomar diferentes decisiones en base a su estrategia. Dichas decisiones pueden incluir una planificación de las posibles decisiones en las siguientes rondas. Por ejemplo, un jugador que su mano sea  $K\clubsuit K\spadesuit$  lo más probable es que suba la apuesta preflop y probablemente suba la apuesta en el flop si este no contiene un as. Por el contrario un jugador que su mano sea  $10\heartsuit 10\clubsuit$  podrá no subir la apuesta preflop y subirá la apuesta en el flop dependiendo de la acción.

En este capítulo centraremos el estudio en la agrupación de estrategias durante el juego con dos objetivos:

- Encontrar las decisiones más frecuentemente seguidas por cada mano en cada ronda de apuestas.
- Encontrar la evolución más frecuente entre cada ronda de apuestas.
- Agrupar dichas manos según la decisión tomada en cada ronda de apuestas, siguiendo la bibliografía de [Shi y Littman:2001][6], [Billings et al, 2003][7] y [Andersson:2006][8].
- Estudiar la evolución de cada mano durante todas las rondas de apuestas.

Siguiendo el ejemplo de [Billings et al, 2003][7], se limitará el número de acciones por jugador y ronda de apuestas a 2. Aunque es posible que un jugador tome más de 2 decisiones por ronda de apuestas es extremadamente raro, por lo que es preferible limitar las acciones a 2 y obtener un conjunto de datos más manejable.

### 5.1. Acciones posibles

Durante las siguientes secciones se usará la siguiente nomenclatura sobre las acciones tomadas:

- NA: Sin acción.
- SB: Small Blind, ciega pequeña
- BB: Big Blind, ciega grande
- FL: Fold, retirarse de la mano
- CA: Call, igualar una apuesta
- CH: Check, continuar sin apostar
- RA: Raise, apostar.

## 5.2. Conjunto de datos

El conjunto de datos usado en este estudio será el generado en el apartado anterior “acciones por mano”.

## 5.3. Agrupación de acciones en una ronda de apuestas

En esta primera parte se agruparán las acciones tomadas en cada ronda de apuestas, teniendo en cuenta hasta dos acciones por jugador y ronda de apuestas utilizando el algoritmo Kmeans, en la que se transforman las decisiones según su agresividad:

- NA: 0
- SB: 1
- BB: 2
- FL: 3
- CA: 4
- CH: 5
- RA: 6

Para ilustrar el conocimiento obtenido se mostrarán gráficos en los que el eje x mostrará la primera acción de la ronda de apuestas y el eje y la segunda acción de la ronda de apuestas.

Muchos de estos puntos son obvios para el jugador que conozca las reglas del póker Texas Hold'em. Sin embargo, un sistema automático no tiene porqué tener implementadas dichas normas.

### 5.3.1. Preflop

Los clústeres de acciones preflop calculados por KMeans son mostrados en la figura 5.1.

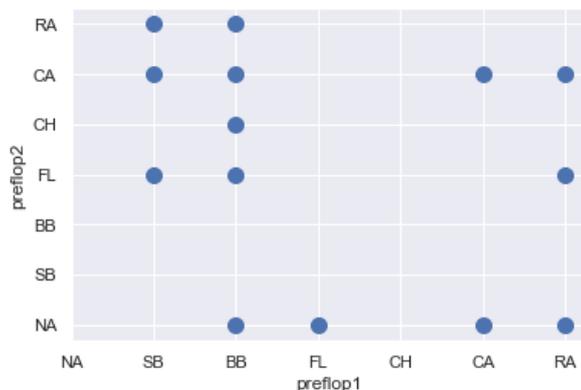


Figura 5.1: Clústeres de acciones preflop

En base a estos clústeres podemos extraer conocimiento sobre las secuencias de acciones.

- Si la primera acción es NA no hay segunda acción.

- Si la primera acción es SB debe existir una segunda acción y debe ser FL, CA o RA.
- Si la primera acción es BB debe existir una segunda acción y debe ser FL, CH, CA o RA.
- Si la primera acción es FL la segunda acción es NA.
- Si la primera acción es RA la segunda acción no puede ser CH.
- La primera acción no puede ser nunca CH.
- La segunda acción no puede ser nunca SB o BB.

### 5.3.2. Flop

Los clústeres de acciones en flop calculados por Kmeans son mostrados en la figura 5.2.

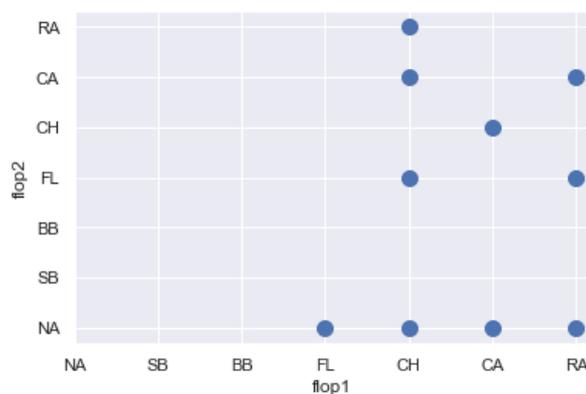


Figura 5.2: Clústeres de acciones en flop

En base a estos clústeres podemos extraer conocimiento sobre las secuencias de acciones.

- Si la primera acción es CH la segunda acción solo no puede ser CH.
- Si la primera acción es FL la segunda acción es NA.
- Si la primera acción es RA la segunda acción no puede ser CH.
- La primera acción no puede ser nunca NA, SB o BB.
- La segunda acción no puede ser nunca SB o BB.

### 5.3.3. Turn

Los clústeres de acciones en turn calculados por Kmeans son mostrados en la figura 5.3.

- Si la primera acción es CH la segunda acción solo no puede ser CH.
- Si la primera acción es FL la segunda acción es NA.
- Si la primera acción es RA la segunda acción no puede ser CH.
- La primera acción no puede ser nunca NA, SB o BB.
- La segunda acción no puede ser nunca SB o BB.

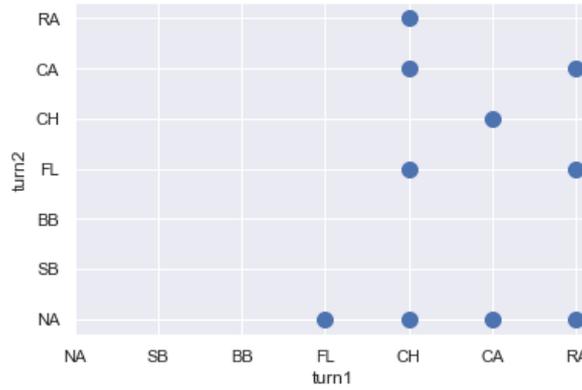


Figura 5.3: Clústeres de acciones en turn

### 5.3.4. River

Los clústeres de acciones en river calculados por Kmeans son mostrados en la figura 5.4.

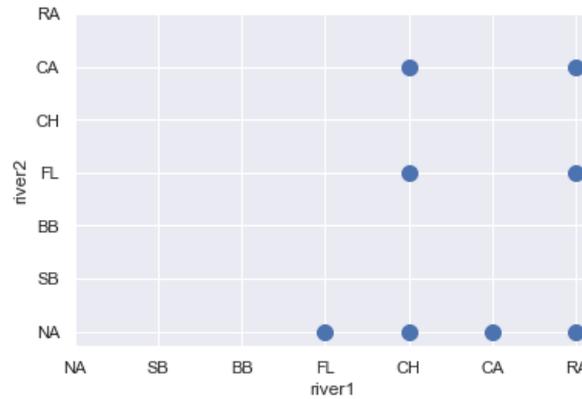


Figura 5.4: Clústeres de acciones en river

- Si la primera acción es CH la segunda acción solo no puede ser CH.
- Si la primera acción es FL la segunda acción es NA.
- Si la primera acción es RA la segunda acción no puede ser CH.
- La primera acción no puede ser nunca NA, SB o BB.
- La segunda acción no puede ser nunca SB o BB.

## 5.4. Transiciones de clústeres entre rondas de apuestas

Una vez agrupadas las acciones usadas entre cada ronda de apuestas resulta interesante observar la transición entre las rondas de apuestas. De esta forma se pueden predecir la estrategia que un jugador va a seguir en una ronda de apuestas posterior en base a sus movimientos anteriores.

En esta sección se analizarán las transiciones entre rondas de apuestas mostrando:

- En primer lugar una tabla que muestra en las filas los clústeres preflop y el porcentaje de situaciones que transitan a un cluster en flop

- Una segunda tabla en la que se resume la primera, agrupando por estrategias agresivas o pasivas.
- Un grafo que resalta las transiciones más frecuentes entre preflop y flop.
- Un segundo grafo que resalta las transiciones reales más frecuentes entre preflop y flop, esto es, teniendo en cuenta solo aquellas acciones preflop que tienen algún tipo de continuación en el flop.

### 5.4.1. Transición entre preflop y flop

La figura 5.5 muestra la frecuencia con la que se observan transiciones entre los diferentes clústeres preflop y en flop.

		Flop										
		NANA	FL NA	CH CA	RA NA	CH FL	CH NA	RA CA	CA NA	CA CH	RA FL	CH RA
Preflop	SB CA	0,002	0,078	0,158	0,112	0,228	0,326	0,008	0	0,052	0,006	0,028
	FL NA	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	RA NA	0,412	0,016	0,012	0,306	0,02	0,186	0,018	0,016	0	0,01	0
	SB FL	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	RA CA	0,142	0,158	0,092	0,114	0,084	0,186	0,014	0,19	0,002	0,004	0,016
	RA FL	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	BB FL	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	BB CA	0,002	0,064	0,192	0,08	0,236	0,312	0,006	0,07	0,002	0,004	0,03
	SB RA	0,418	0,052	0,032	0,268	0,032	0,112	0,018	0,006	0,042	0,012	0,006
	CA NA	0,002	0,19	0,01	0,246	0,012	0,334	0,012	0,184	0,004	0,006	0
	BB NA	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	BB CH	0	0,124	0,06	0,128	0,172	0,444	0,006	0,044	0,01	0,004	0,008
	CA CA	0,034	0,162	0,116	0,116	0,13	0,264	0,012	0,14	0	0,008	0,02
	BB RA	0,402	0,026	0,026	0,326	0,018	0,12	0,024	0,03	0,012	0,01	0,006

Figura 5.5: Valores de las transiciones entre clústeres de preflop al flop

La figura 5.8 muestra un resumen de la figura 5.5 en la que las estrategias se agrupan en agresivas o pasivas.

		Flop		
		Se retira	Pasivo	Agresivo
Preflop	Pasivo	29,04 %	57,28 %	13,67 %
	Agresivo	10,36 %	38,32 %	51,32 %

Figura 5.6: Transiciones entre clústeres de preflop al flop

#### Líneas que terminan preflop

Los clústeres preflop FL NA, SB FL, RA FL, BB FL y BB NA transitan el 100% de las veces a NA NA. Es decir, cuando el jugador se retira del juego acaban sus acciones. Esto es consecuencia de las reglas del juego. El caso de BB NA es peculiar, si una ciega grande no tiene necesidad de tomar una segunda acción es que ha ganado la mano preflop sin hacer nada, lo que se conoce como “walk”.

Los clústeres preflop RA NA(41.2), SB RA(41.8) y BB RA(40.2) tienen en torno a un 40% de transitar a NA NA. Es decir, una subida preflop acaba aproximadamente el 40% de las veces en el final de la acción, ganando la mano.

#### Líneas agresivas entre preflop y el flop

Los clústeres preflop RA NA(30.6), SB RA(26.8) y BB RA(32.6) tienen en torno a un 30% de transitar a RA NA. Es decir, una subida preflop implica aproximadamente el 30% de las veces una subida en el flop. El agresor preflop es en torno al 30% de las veces el primer agresor en el flop.

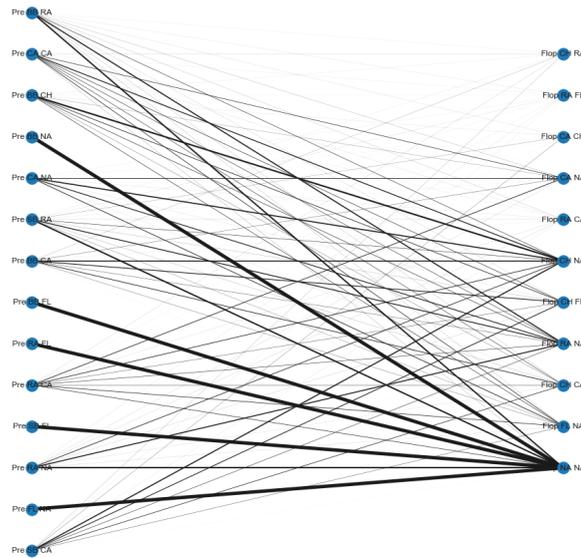


Figura 5.7: Grafo de las transiciones entre clústeres de preflop al flop

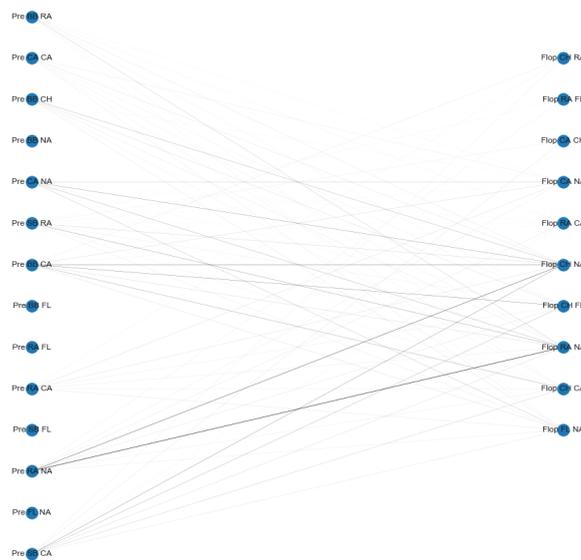


Figura 5.8: Grafo de las transiciones reales entre clústeres de preflop al flop

Los clústeres preflop RA NA(18.6), SB RA(11.2) y BB RA(12.0) tienen porcentajes importantes de casos que transitan a CH NA.

Los clústeres preflop RA NA(1.2), SB RA(8.0) y BB RA(6.8) tienen porcentajes importantes de casos que transitan a CH CA o CA CH.

Como conclusión de las líneas agresivas podemos decir que un agresor preflop aproximadamente:

- El 40 % de las veces acaba con la acción preflop.
- De las veces que la acción llega al flop:
  - El 51 % de las veces el agresor preflop mantiene su agresión en flop.
  - El 38 % de las veces el agresor preflop no mantiene su agresión en flop.

- El 10 % de las veces el agresor preflop se retira en el flop.
- Entre el 11 % y el 18 % el agresor preflop decide no agredir en el flop y no es agredido.
- Entre el 1 % y el 8 % el agresor preflop decide no agredir en el flop y es agredido.

### Líneas pasivas entre preflop y el flop

Los clústeres preflop SB CA(11.2), RA CA(11.4), BB CA (8.0), BB CH(12.8), CA CA(11.6) tienen en torno a un 11 % de transitar a RA NA. Es decir, en torno al 11 % de las veces un jugador que no es el agresor preflop se convierte en el agresor en el flop. Este tipo de movimiento se llama “donk” y da mucha información del tipo de jugador que la ejecuta. En el caso del clúster CA NA, el porcentaje de transitar a RA NA es del 24.6 %.

Los clústeres preflop SB CA(21.8), RA CA(10.8), BB CA (20.0), CA CA(12.8) tienen en torno a un 10-21 % de transitar a CH CA, RA CA o CA CH. Es decir, en torno al 10-21 % de las veces un jugador que no es el agresor preflop se retira cuando es agredido en el flop. En el caso de los clústeres CA NA(2.6), BB CH(7.6) el porcentaje es muy inferior.

Los clústeres preflop SB CA(30.6), RA CA(24.2), BB CA (30.0), CA NA(20.2), BB CH(29.6), CA CA(29.2) tienen en torno a un 20-30 % de transitar a FL NA o CH FL. Es decir, en torno al 20-30 % de las veces un jugador que no es el agresor preflop se retira cuando es agredido en el flop.

Como conclusión de las líneas pasivas podemos decir que un agredido preflop aproximadamente:

- El 13 % de las veces se transforma en agresor en el flop
- El 57 % de las veces conserva un comportamiento pasivo en el flop.
- El 29 % de las veces se retira en el flop tras una agresión.

### 5.4.2. Transición entre flop y turn

La figura 5.9 muestra la frecuencia que se observan transiciones entre los diferentes clústeres en flop y en turn.

		Turn											
		NA NA	FL NA	RA NA	CA CH	CH NA	CH CA	CH FL	CA NA	RA CA	RA FL	CH RA	
Flop	FL NA	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	CH CA	0,012	0,008	0,034	0,002	0,462	0,234	0,194	0,006	0,002	0,002	0,042	
	RA NA	0,47	0,006	0,244	0	0,198	0,022	0,024	0,006	0,018	0,008	0,002	
	CH FL	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	CH NA	0	0,124	0,266	0	0,366	0,044	0,092	0,088	0,01	0,006	0,004	
	RA CA	0,348	0,064	0,094	0,004	0,14	0,096	0,064	0,158	0,016	0,008	0,01	
	CA NA	0,074	0,168	0,23	0,002	0,23	0,002	0	0,276	0,01	0,008	0	
	CA CH	0,094	0,29	0,126	0,254	0,098	0,048	0,036	0,014	0,024	0,004	0,012	
	RA FL	0,986	0,002	0,006	0,002	0	0,002	0	0	0	0	0	
	CH RA	0,462	0,01	0,262	0,008	0,112	0,032	0,02	0,052	0,026	0,002	0,014	

Figura 5.9: Valores de las transiciones entre clústeres del flop al turn

La figura 5.12 muestra un resumen de la figura 5.9 en la que las estrategias se agrupan en agresivas o pasivas.

### Líneas que terminan en el flop

Los clústeres de flop FL NA(100), CH FL(100) y RA FL(98.6) transitan el aproximadamente 100 % de las veces a NA NA. De nuevo, cuando el jugador se retira del juego acaban sus acciones. El caso de

		Turn		
		Se retira	Pasivo	Agresivo
Flop	Pasivo	21,99 %	55,30 %	22,70 %
	Agresivo	7,14 %	45,91 %	46,95 %

Figura 5.10: Transiciones entre clústeres del flop al turn

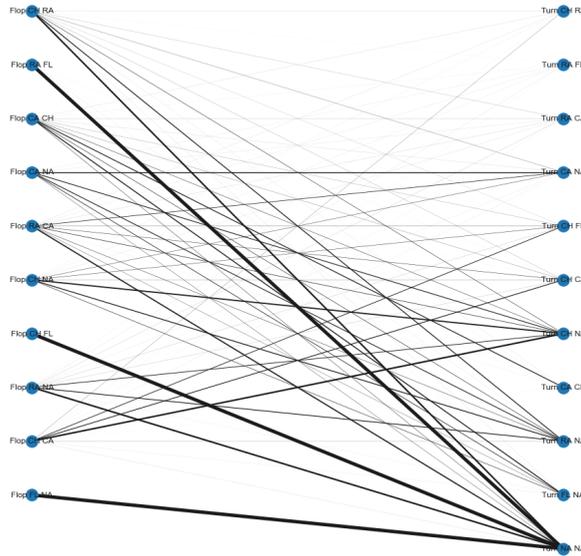


Figura 5.11: Grafo de las transiciones entre clústeres del flop al turn

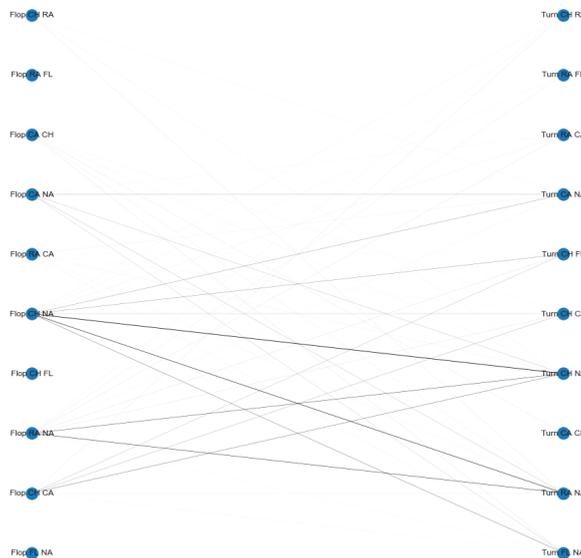


Figura 5.12: Grafo de las transiciones reales entre clústeres del flop al turn

RA FL es peculiar porque no es exactamente un 100 %. Esto es debido a la aproximación en clústeres, la acción real ha podido ser RA CH, pero dicho clúster no está presente.

Los clústeres de flop RA NA(47.0), RA CA(34.8) y CH RA(46.2) tienen altos porcentajes de transitar a NA NA. Es decir, una subida en el flop acaba muchas veces con la acción. Hay dos casos diferentes,

por un lado están RA NA(47.0) y CH RA(46.2), que dan la mano ganadora al jugador agresor. Por otro lado está RA CA(34.8) que acaba con la acción porque, probablemente el otro jugador ha apostado todo y el call del jugador acaba con toda posible acción.

### **Líneas agresivas entre el flop y el turn**

Los clústeres de flop RA NA(26.2) y CH RA(28.8) tienen en torno a un 26-28 % de transitar a RA NA o RA CA. Es decir, una subida en el flop implica aproximadamente el 26-28 % de las veces una subida en el turn.

Los clústeres de flop RA NA(19.8) y CH RA(11.2) tienen porcentajes importantes de casos que transitan a CH NA.

Los clústeres de flop RA NA(2.2) y CH RA(4.0) tienen porcentajes escasos de casos que transitan a CH CA o CA CH.

Como conclusión de las líneas agresivas podemos decir que un agresor en el flop aproximadamente:

- El 34-47 % de las veces acaba con la acción en el flop ganando la mano tras una agresión o igualando un all-in.
- El 26-28 % de las veces es el primer agresor en el turn.
- Entre el 11.2 % y el 19.8 % decide no agredir en el flop y no es agredido.
- Entre el 2.2 % y el 4 % decide no agredir en el flop y es agredido.

### **Líneas pasivas entre el flop y el turn**

Los clústeres de flop CH NA(26.6), CA NA(23.0) tienen en torno a un 24 % de transitar a RA NA. Los clústeres de flop CH CA(3.4), RA CA (9.4), CA CH(12.6) tienen porcentajes muy inferiores de transitar a RA NA. Es decir, cuando en el flop ha habido menos acción los jugadores tienen mayor tendencia a robar la iniciativa y ser los primeros en agredir en el turn.

Los clústeres de flop CH CA(69.8), CH NA(41.0), RA CA(24.0), CA NA(23.4) y CA CH(40.0) de transitar a los clústeres de turn CA CH, CH NA y CH CA. Es decir, si el juego en el flop ha sido pasivo, hay muchas posibilidades de que en el turn el juego sea pasivo.

Los clústeres de flop CH CA(20.2), CH NA(21.6), RA CA(12.8), CA NA(16.8) y CA CH(32.6) de transitar a los clústeres de turn FL NA y CH FL. Es decir, si el juego en el flop ha sido pasivo, aproximadamente el 20 % de las veces el jugador se retirará en el turn.

Como conclusión de las líneas pasivas podemos decir que un jugador pasivo en el flop aproximadamente:

- El 24 % de las veces se transforma en agresor en el turn cuando ha habido poca acción en el flop.
- El 3-12 % de las veces se transforma en agresor en el turn cuando ha habido mucha acción en el flop.
- En torno al 40 % de las veces sigue jugando pasivamente.
- El 12-21 % de las veces se retira en el turn tras una agresión.

### **5.4.3. Transición entre turn y river**

La figura 5.13 muestra la frecuencia que se observan transiciones entre los diferentes clústeres en turn y en river.

		River									
		NA NA	FL NA	RA NA	RA FL	CH NA	CH FL	CH CA	CA NA	RA CA	
Turn	FL NA	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
	RA NA	0,49	0,01	0,24	0,01	0,178	0,03	0,018	0,014	0,008	
	CA CH	0,014	0,236	0,202	0,17	0,15	0,032	0,058	0,066	0,072	
	CH NA	0	0,118	0,248	0,008	0,464	0,074	0,028	0,054	0,008	
	CH CA	0,032	0,004	0,084	0,004	0,42	0,23	0,218	0,002	0,008	
	CH FL	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
	CA NA	0,072	0,232	0,208	0,002	0,254	0,006	0	0,222	0,004	
	RA CA	0,436	0,062	0,088	0,006	0,122	0,1	0,078	0,09	0,016	
	RA FL	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
	CH RA	0,622	0,01	0,214	0,01	0,05	0,02	0,014	0,034	0,024	

Figura 5.13: Valores de las transiciones entre clústeres del turn al river

La figura 5.16 muestra un resumen de la figura 5.13 en la que las estrategias se agrupan en agresivas o pasivas.

		River		
		Se retira	Pasivo	Agresivo
Turn	Pasivo	21,90 %	55,97 %	22,13 %
	Agresivo	10,18 %	42,34 %	47,48 %

Figura 5.14: Transiciones entre clústeres del turn al river

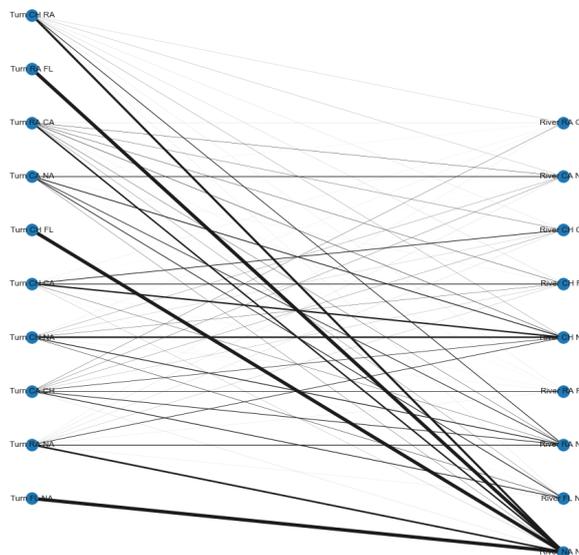


Figura 5.15: Grafo de las transiciones entre clústeres del turn al river

### Líneas que terminan en el turn

Los clústeres de flop FL NA(100), CH FL(100) y RA FL(100) transitan el 100 % de las veces a NA NA. Una vez más, cuando el jugador se retira del juego acaban sus acciones.

Los clústeres de flop RA NA(49.0), RA CA(43.6) y CH RA(62.2) tienen altos porcentajes de transitar a NA NA. Es decir, una subida en el turn acaba muchas veces con la acción. Hay dos casos diferentes,

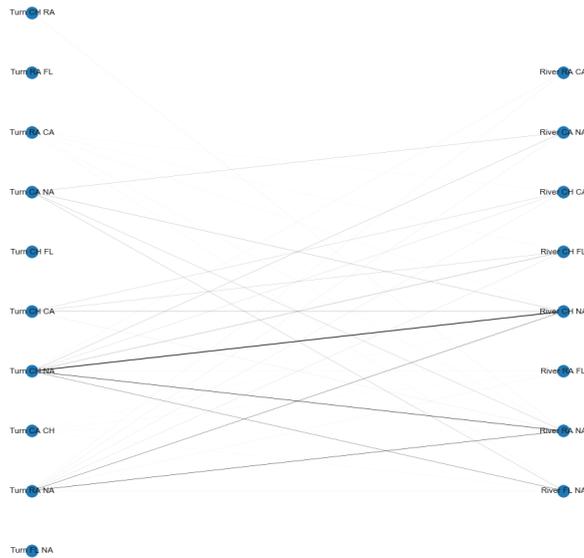


Figura 5.16: Grafo de las transiciones reales entre clústeres del turn al river

por un lado están RA NA(49.0) y CH RA(62.2), que dan la mano ganadora al jugador agresor. Por otro lado está RA CA(43.6) que acaba con la acción porque, probablemente el otro jugador ha apostado todo y el call del jugador acaba con toda posible acción.

### Líneas agresivas entre el turn y el river

Los clústeres de turn RA NA(24.8) y CH RA(23.8) tienen en torno a un 24% de transitar a RA NA o RA CA. Es decir, una subida en el turn implica aproximadamente el 24% de las veces una subida en el river.

Los clústeres de turn RA NA(17.8) y CH RA(5.0) tienen porcentajes significativos de casos que transitan a CH NA.

Los clústeres de turn RA NA(1.8) y CH RA(1.4) tienen porcentajes escasos de casos que transitan a CH CA.

Como conclusión de las líneas agresivas podemos decir que un agresor en el turn aproximadamente:

- El 24% de las veces es el primer agresor en el river.
- El 17.8% de las veces decide no agredir en el river.
- El 5.0% de las veces decide no agredir en el river en primera instancia para resubir después.
- Entre el 1.4% y el 1.8% decide no agredir en el flop y es agredido.

## 5.5. Rangos según clúster

Como parte complementaria de este estudio se incluye el estudio de los rangos de manos iniciales que se usan en cada clúster de cada ronda de apuestas. Sólo se mostrarán los más significativos. El conjunto completo de heat maps está disponible en los jupyter books adjuntos a este Trabajo de Fin de Máster.

### 5.5.1. Preflop

Puesto que preflop existe una diferencia significativa por las ciegas, el estudio se divide cuando la primera acción es SB, BB o cualquier otra.

#### Ciega pequeña

En las figuras 5.17, 5.18 y 5.19 se puede ver como los rangos de fold, call y raise desde ciega pequeña se complementan.

El rango de fold desde ciega pequeña de 5.17 está formado por cartas desconectadas.

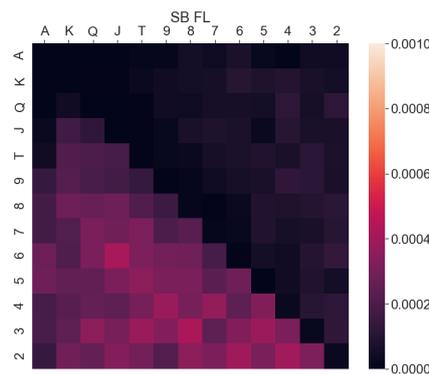


Figura 5.17: Rango de manos iniciales para el clúster ciega pequeña - fold preflop

El rango de call desde ciega pequeña de 5.18 está formado por parejas bajas, ases bajos y manos que contienen dos cartas altas sin ser pareja.

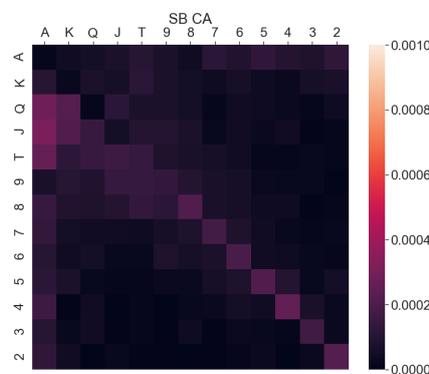


Figura 5.18: Rango de manos iniciales para el clúster ciega pequeña - call preflop

El rango de raise desde ciega pequeña de 5.19 está formado por parejas altas, ases altos y manos que contienen dos cartas altas sin ser pareja.

#### Ciega grande

En las figuras 5.20, 5.21 y 5.22 se puede ver como los rangos de fold, call y raise desde ciega grande también se complementan.

El rango de fold desde ciega grande de 5.20 está formado por cartas desconectadas.

El rango de call desde ciega grande de 5.21 está formado por parejas bajas, ases bajos y manos que contienen dos cartas altas sin ser pareja.

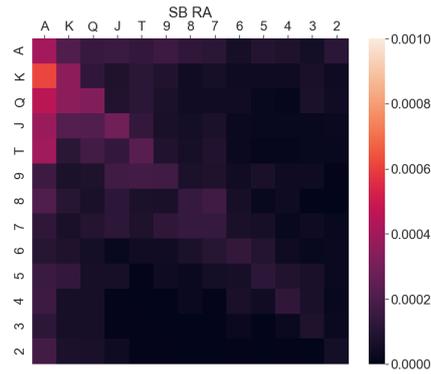


Figura 5.19: Rango de manos iniciales para el clúster ciega pequeña - raise preflop

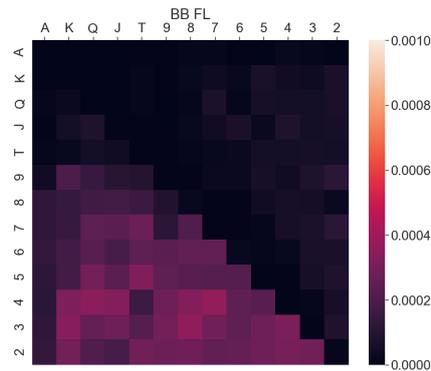


Figura 5.20: Rango de manos iniciales para el clúster ciega grande - fold preflop

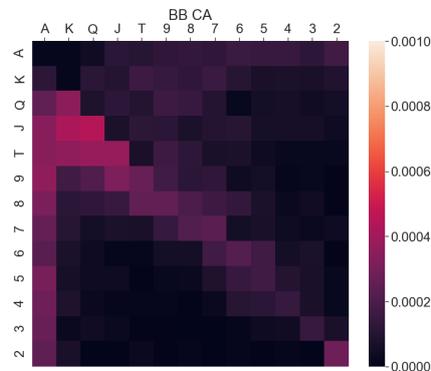


Figura 5.21: Rango de manos iniciales para el clúster ciega grande - call preflop

El rango de raise desde ciega grande de 5.22 está formado por parejas altas, ases altos y manos que contienen dos cartas altas sin ser pareja.

### Otras posiciones

En el resto de posiciones los rangos contienen muchos más matices debido a que hay más información que analizar.

El rango de fold de 5.23 está formado por cartas bajas de distinto palo y cartas bajas del mismo palo que no están conectadas.

El rango de call de 5.24 está formado por cartas altas sin ser pareja y parejas bajas

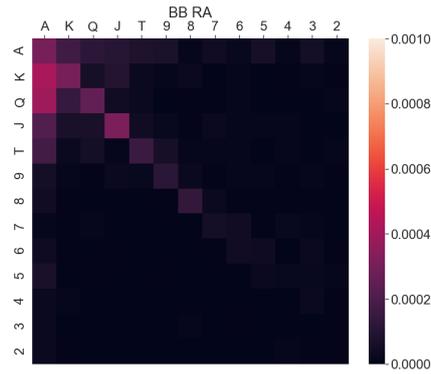


Figura 5.22: Rango de manos iniciales para el ciega grande - raise preflop

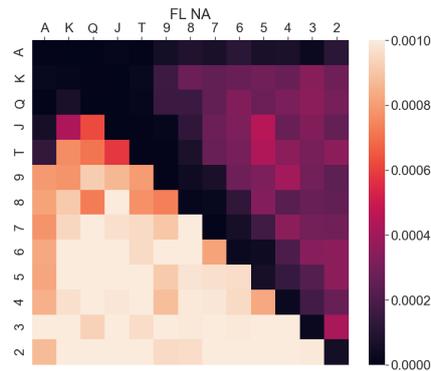


Figura 5.23: Rango de manos iniciales para el clúster fold preflop

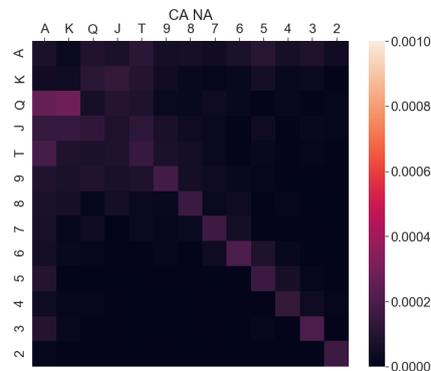


Figura 5.24: Rango de manos iniciales para el clúster call preflop

El rango de raise de 5.25 está formado por cartas altas sin ser pareja, parejas altas y bajas, ases de todo tipo y cartas del mismo palo conectadas.

El rango de raise de 5.26 puede verse como una parte del rango 5.25. Son las cartas con las que los jugadores suben la apuesta e igualan una posterior resubida. Está principalmente formado por parejas y AK, AQ.

### 5.5.2. Flop

El rango de check de 5.27 está formado por cartas altas sin ser pareja, parejas bajas, ases de todo tipo y cartas del mismo palo conectadas.

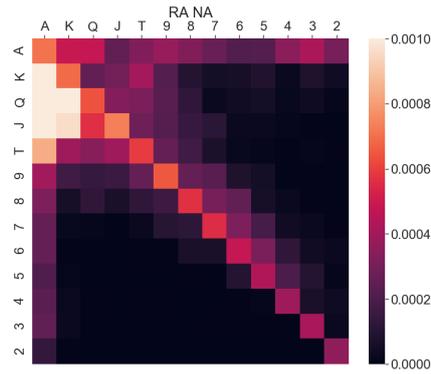


Figura 5.25: Rango de manos iniciales para el clúster raise preflop

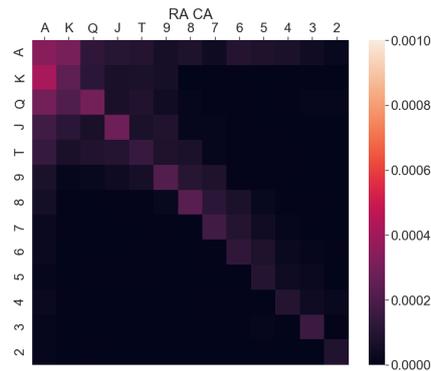


Figura 5.26: Rango de manos iniciales para el clúster raise - call preflop

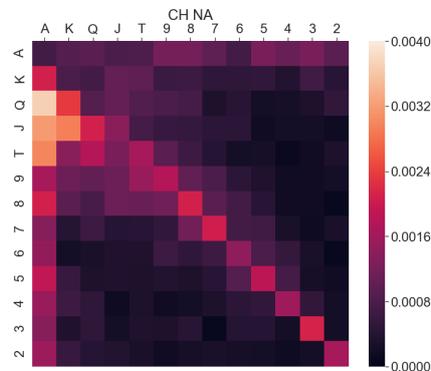


Figura 5.27: Rango de manos iniciales para el clúster check en flop

El rango de check - call de 5.28 es una parte del rango 5.27 que es la parte del rango que aguanta una agresión igualando la apuesta. Está formado por cartas altas sin ser pareja y parejas bajas.

El rango de raise de 5.29 está formado por cartas altas sin ser pareja y parejas altas.

El rango de raise - call de 5.30 es una parte del rango 5.29 que es la parte del rango que aguanta una agresión igualando la apuesta después de haber iniciado la agresión. Está formado por las parejas más altas, con mayor incidencia en las dos mejores manos iniciales, AA y KK.

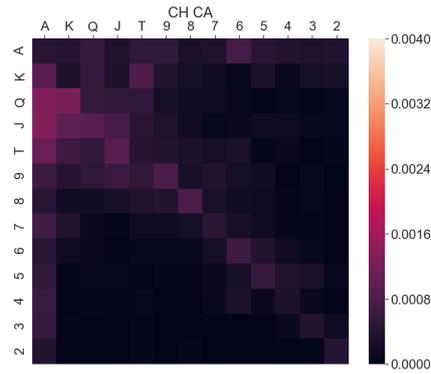


Figura 5.28: Rango de manos iniciales para el clúster check - call en flop

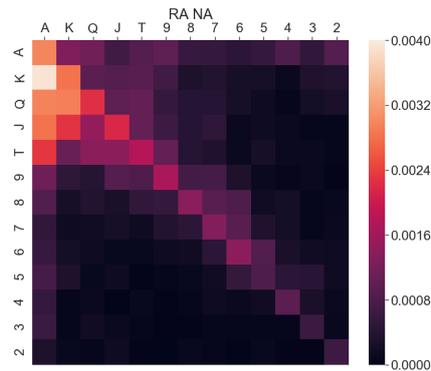


Figura 5.29: Rango de manos iniciales para el clúster raise en flop

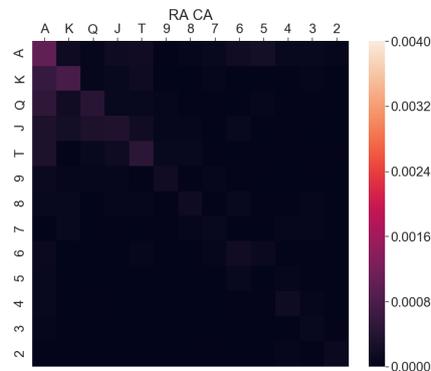


Figura 5.30: Rango de manos iniciales para el clúster raise - call en flop

### 5.5.3. Turn

El rango de check de 5.31 está formado por cartas altas sin ser pareja, parejas bajas, ases de todo tipo y cartas del mismo palo conectadas.

El rango de check - call de 5.32 es una parte del rango 5.31 que es la parte del rango que aguanta una agresión igualando la apuesta. Está formado por cartas altas sin ser pareja y parejas bajas.

El rango de call de 5.33 es muy parecido al rango 5.31 que es la parte del rango que aguanta una agresión igualando la apuesta. Está formado por cartas altas sin ser pareja y parejas bajas.

El rango de raise de 5.34 está formado por cartas altas sin ser pareja, parejas altas y bajas, ases del mismo palo altos y cartas del mismo palo conectadas.

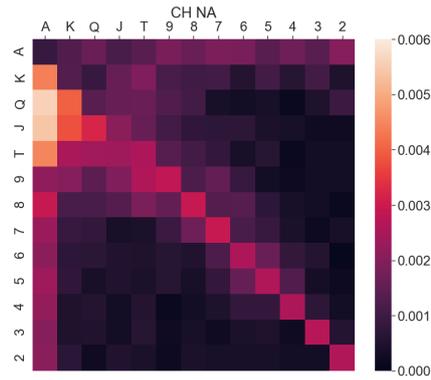


Figura 5.31: Rango de manos iniciales para el clúster check en turn

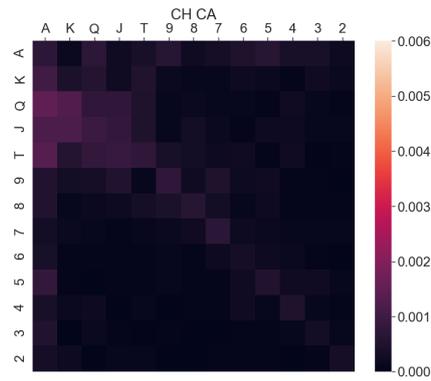


Figura 5.32: Rango de manos iniciales para el clúster check - call en turn

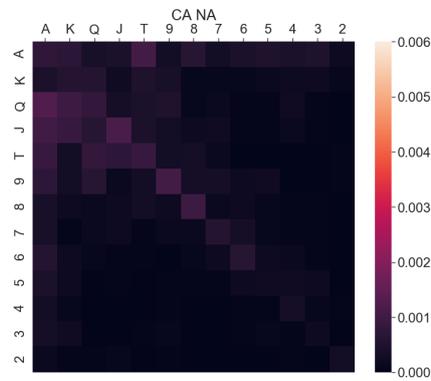


Figura 5.33: Rango de manos iniciales para el clúster call en turn

### 5.5.4. River

El rango de check de 5.35 está formado por cartas altas sin ser pareja, parejas bajas, ases de todo tipo y cartas del mismo palo conectadas.

El rango de call de 5.36 está formado por escasas parejas bajas.

El rango de raise de 5.37 está formado por parejas bajas, cartas altas sin ser parejas y ases del mismo palo.

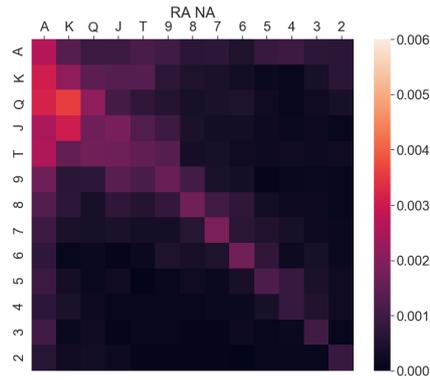


Figura 5.34: Rango de manos iniciales para el clúster raise en turn

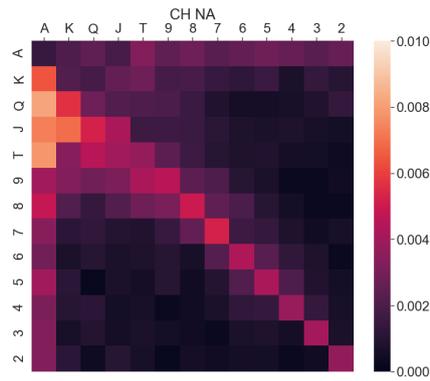


Figura 5.35: Rango de manos iniciales para el clúster check en river

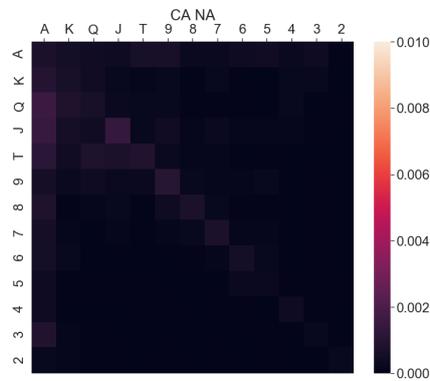


Figura 5.36: Rango de manos iniciales para el clúster call en river

## 5.6. Acciones por mano

En esta parte del estudio se hace un estudio comparativo de la acción generada por varias manos iniciales similares que puede ser usada como inicio del estudio de agrupación de manos iniciales propuesto en [Billings et al, 2003][7].

- AA vs 22: La mejor pareja del juego contra la peor pareja del juego.
  - AA tiene 6 posibles combinaciones:  $A\clubsuit A\spadesuit$ ,  $A\clubsuit A\heartsuit$ ,  $A\clubsuit A\diamondsuit$ ,  $A\spadesuit A\heartsuit$ ,  $A\spadesuit A\diamondsuit$  y  $A\heartsuit A\diamondsuit$
  - 22 tiene 6 posibles combinaciones:  $2\clubsuit 2\spadesuit$ ,  $2\clubsuit 2\heartsuit$ ,  $2\clubsuit 2\diamondsuit$ ,  $2\spadesuit 2\heartsuit$ ,  $2\spadesuit 2\diamondsuit$  y  $2\heartsuit 2\diamondsuit$
- AKs vs AKo: La misma mano, un as y un rey. En la primera opción las dos cartas tienen el mismo palo mientras que en la segunda opción tiene diferente palo.

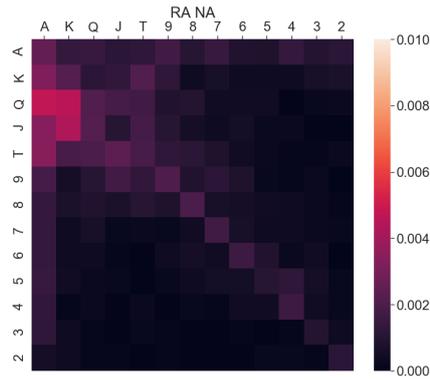


Figura 5.37: Rango de manos iniciales para el clúster raise en river

- AKs tiene 4 posibles combinaciones:  $A\clubsuit K\clubsuit$ ,  $A\spadesuit K\spadesuit$ ,  $A\diamondsuit K\diamondsuit$  y  $A\heartsuit K\heartsuit$
- AKs tiene 12 posibles combinaciones:  $A\clubsuit K\spadesuit$ ,  $A\clubsuit K\diamondsuit$ ,  $A\clubsuit K\heartsuit$ ,  $A\spadesuit K\clubsuit$ ,  $A\spadesuit K\diamondsuit$ ,  $A\spadesuit K\heartsuit$ ,  $A\diamondsuit K\clubsuit$ ,  $A\diamondsuit K\spadesuit$ ,  $A\diamondsuit K\heartsuit$ ,  $A\heartsuit K\clubsuit$ ,  $A\heartsuit K\spadesuit$  y  $A\heartsuit K\diamondsuit$

### 5.6.1. AA vs 22

#### Preflop

Comparando las figuras 5.38 y 5.39 vemos en general líneas mucho más agresivas (RA NA, RA CA, SB RA, BB RA) partiendo de AA y líneas mucho más pasivas (SB CA, BB CA, CA NA) partiendo de 22. Además, vemos que 22 es una mano que se puede descartar preflop (FL NA, SB FL, RA FL, BB FL) mientras que AA nunca se abandona preflop.



Figura 5.38: Distribución de acciones preflop para AA



Figura 5.39: Distribución de acciones preflop para 22

## Flop

Comparando las figuras 5.40 y 5.41 vemos de nuevo líneas mucho más agresivas (RA NA, RA CA) para AA, llegando a RA NA hasta el 50% de las veces. De nuevo para 22 las líneas son mucho más pasivas (CH CA, CH NA, CA NA, CA CH). Además, vemos que 22 es una mano que se puede descartar en flop (FL NA, CH FL) mientras que AA nunca se abandona en flop.

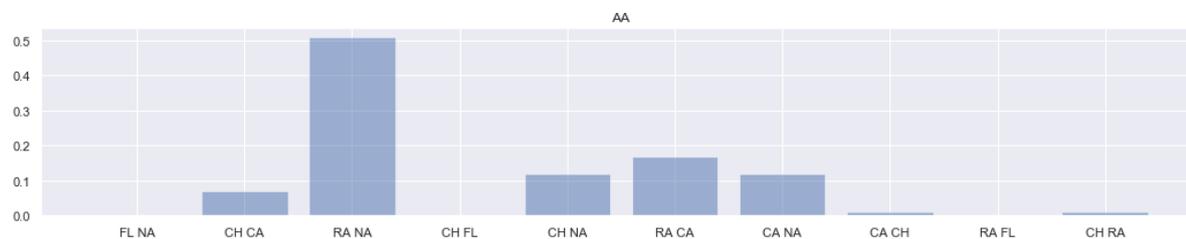


Figura 5.40: Distribución de acciones en flop para AA

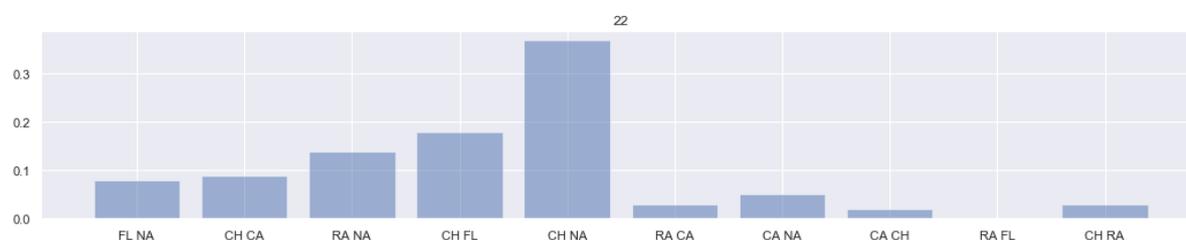


Figura 5.41: Distribución de acciones en flop para 22

## Turn

Comparando las figuras 5.42 y 5.43 seguimos viendo líneas mucho más agresivas (RA NA, RA CA) para AA, llegando a RA NA hasta el 45% de las veces. De nuevo para 22 las líneas son mucho más pasivas (CH NA, CA NA), llegando CH NA al 55% de las veces. En el caso del turn, tanto AA como 22 se descartan muy pocas veces.



Figura 5.42: Distribución de acciones en turn para AA

## River

Comparando las figuras 5.44 y 5.45 de nuevo observamos viendo líneas mucho más agresivas (RA NA) para AA, llegando a RA NA hasta el 45% de las veces. De nuevo para 22 las líneas son mucho más pasivas (CH NA, CA NA), llegando CH NA al 60% de las veces. En el caso del river como en rondas de apuestas anteriores, tanto AA como 22 se descartan muy pocas veces.

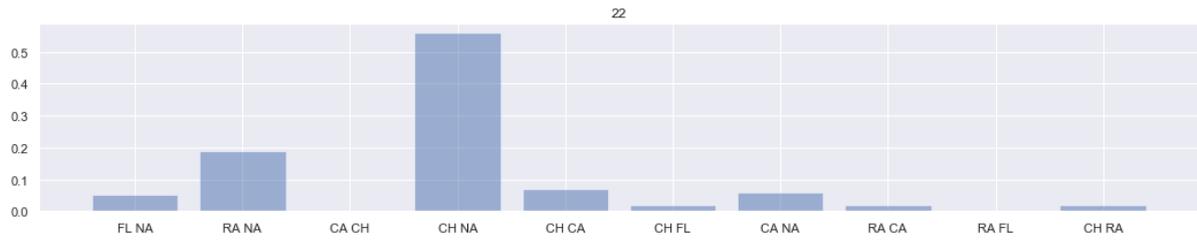


Figura 5.43: Distribución de acciones en turn para 22



Figura 5.44: Distribución de acciones en river para AA

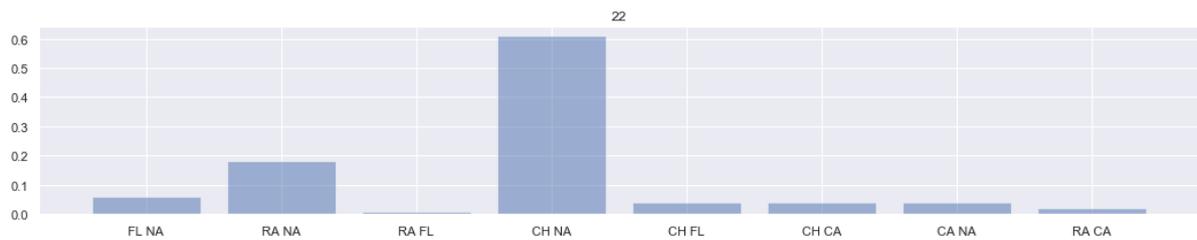


Figura 5.45: Distribución de acciones en river para 22

## Conclusión

En todas las rondas de apuestas AA se juega de forma mucho más agresiva que 22, que se juega con líneas más pasivas. Además, AA apenas tiene frecuencia de abandono mientras que 22 sí muestra frecuencia de abandono, especialmente en flop. Esto puede ser debido a que si 22 liga otro 2 en el flop se convierte en una mano fuerte y si no lo hace se convierte en una mano extremadamente débil. Por otro lado AA sigue siendo una mano fuerte incluso sin haber ligado.

### 5.6.2. AKs vs AKo

#### Preflop

Comparando las figuras 5.46 y 5.47 vemos líneas casi idénticas. Las diferencias se centran en la línea agresiva RA CA, en la que AKs tiene mayor frecuencia que AKo y en las líneas de las ciegas (SB CA, BB CA, BB RA) en la que AKo tiende algo más a líneas pasivas que AKs. Diferencias tan pequeñas pueden deberse a que la muestra no es lo suficientemente grande. Para ambas manos apenas hay abandono preflop.



Figura 5.46: Distribución de acciones preflop para AKs

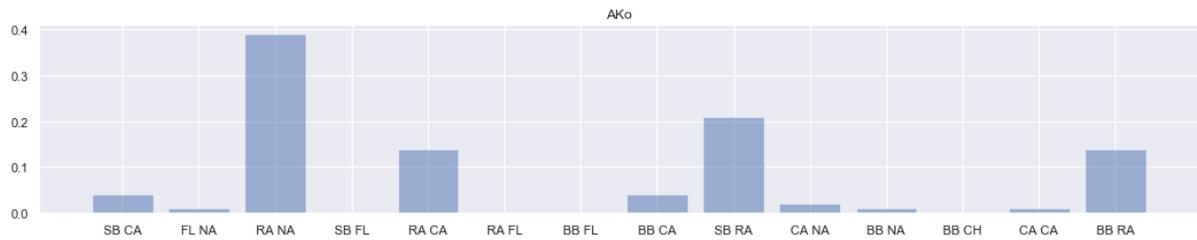


Figura 5.47: Distribución de acciones preflop para AKo

### Flop

Comparando las figuras 5.48 y 5.49 vemos de nuevo líneas muy parecidas. Las diferencias se encuentran en la línea agresiva RA NA, usada algo más por AKo que por AKs. En contraposición, las líneas pasivas CH NA y CA NA son más usadas por AKs que por AKo. Para ambas manos apenas hay abandono en flop.

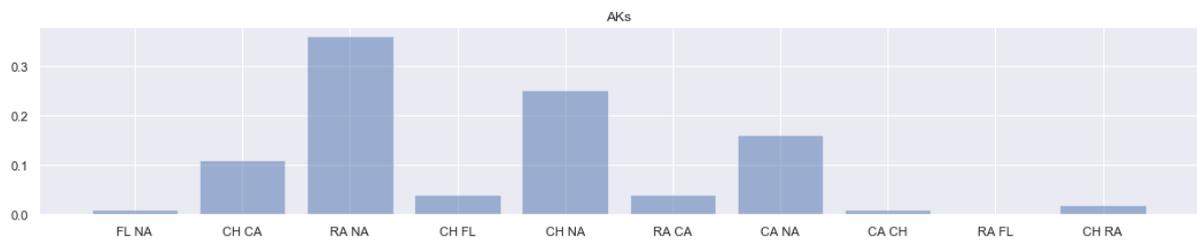


Figura 5.48: Distribución de acciones en flop para AKs

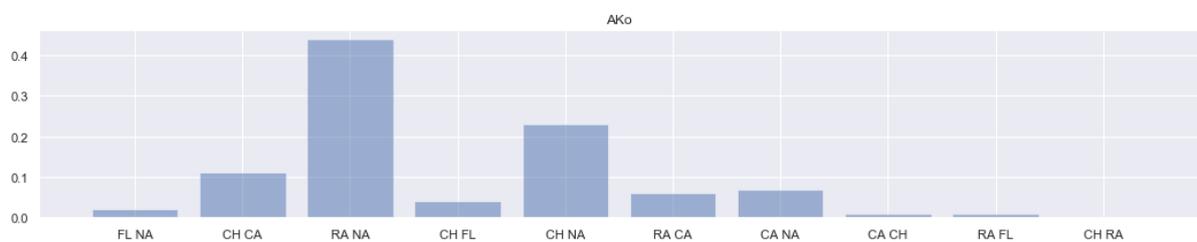


Figura 5.49: Distribución de acciones en flop para AKo

## Turn

Comparando las figuras 5.50 y 5.51 observamos que las líneas del flop se invierten. De esta forma AKs juega más frecuentemente líneas agresivas (RA NA, CH RA) y AKo juega más frecuentemente líneas pasivas (CH NA, CH CA). Cuando AKs juega de forma pasiva, usa la línea CA NA, al contrario que AKo. Para ambas manos apenas hay abandono en turn, aunque es cierto que AKs se abandona algo más que AKo.

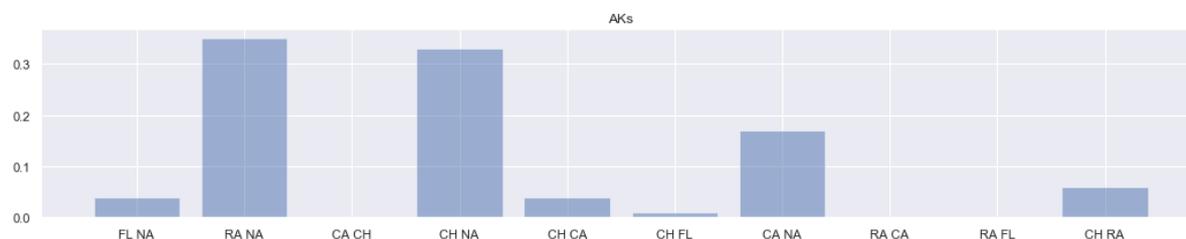


Figura 5.50: Distribución de acciones en turn para AKs

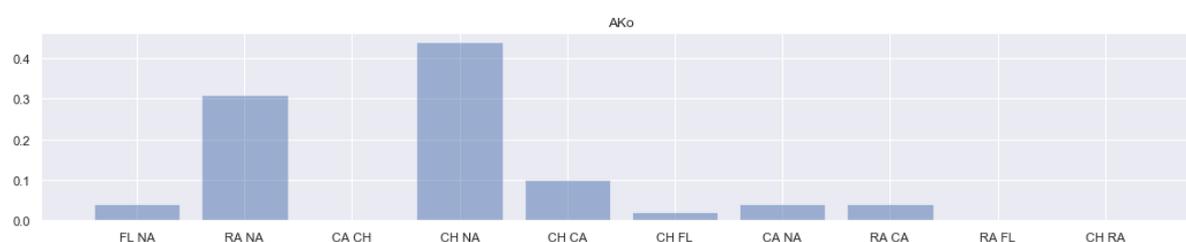


Figura 5.51: Distribución de acciones en turn para AKo

## River

Comparando las figuras 5.50 y 5.51 observamos de nuevo líneas muy parecidas con diferencias sutiles en las líneas pasivas, en las que AKo tiene más frecuencia que AKs en CH NA y AKs tiene más frecuencia que AKo en CA NA. AKs muestra una frecuencia de abandono ligeramente mayor que AKo.

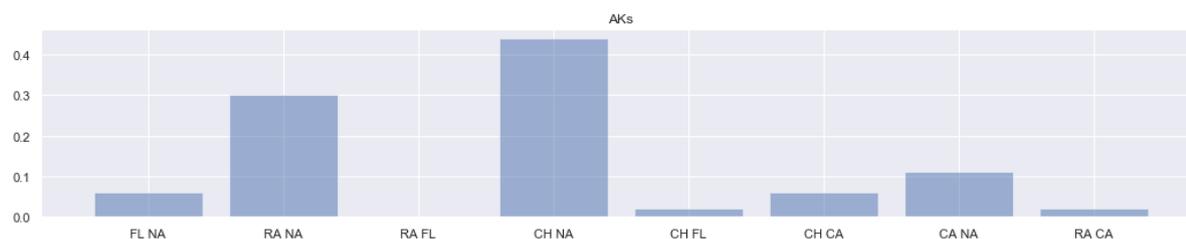


Figura 5.52: Distribución de acciones en river para AKs

## Conclusión

Las líneas seguidas por AKs y por AKo son muy similares, con poca tasa de abandono y líneas agresivas preflop. Sin embargo en flop se distinguen porque AKo toma con frecuencia mayor líneas agresivas que AKs. Esto puede ser debido a que AKo tiene menos posibilidades de ligar color, por lo que su objetivo es únicamente ligar las parejas altas que aparezcan en el flop. AKs, en contraposición, además

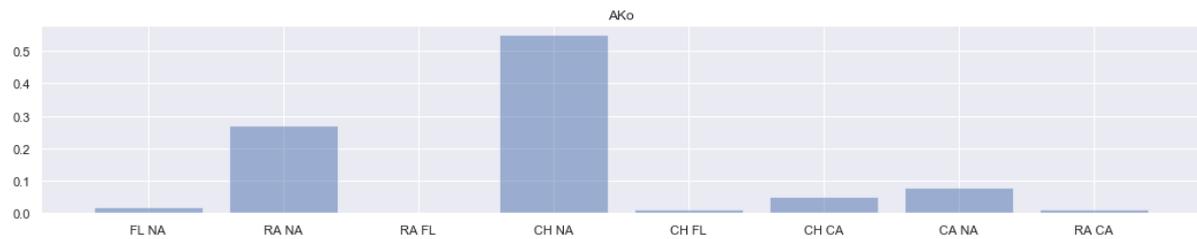


Figura 5.53: Distribución de acciones en river para AKo

de ligar las parejas altas que aparezcan en el flop puede ligar color o proyectos de color que prefieran un juego pasivo de mayor recorrido.

Esta tendencia se invierte en el turn, en el que AKs usa con mayor frecuencia que AKo líneas agresivas. Esto puede ser por los proyectos completados en turn.

En el river ambas manos tienen también líneas muy parecidas, aunque AKs tiene una tasa de abandono algo mayor. De nuevo, esto puede ser debido a los proyectos no completados que abandonan con mayor frecuencia. Como AKo tendrá menos proyectos y más parejas altas, es de esperar que abandone menos.

## Capítulo 6

# Clasificación de estilos de juego

El estilo de los jugadores viene determinado por el número de manos que juegan y por cómo las juegan. Ya en [Brunson:1979][12] aparecen los cuatro estilos clásicos definidos:

- Maniaco: Juega muchas manos de forma agresiva.
- Killer: Juega pocas manos de forma agresiva.
- Call station: Juega muchas manos de forma pasiva.
- Roca: Juega pocas manos de forma pasiva.

En el apartado del estado del arte “modelización de jugadores” se define qué métricas usar para distinguir entre un estilo de juego y otro. Serán esas métricas las usadas para clasificar a los jugadores del dataset.

### 6.1. Conjunto de datos

El conjunto de datos usado en este estudio será el generado en el apartado anterior “acciones por mano”. Los datos serán filtrados para incluir solo jugadores de los que se conocen 10 manos o más. De estos datos, se seleccionarán aleatoriamente conjuntos de 3 manos jugadas para cada entrada del conjunto de datos.

#### 6.1.1. Estadísticos del balance

La tabla 6.1 muestra las decisiones más usadas por cada ronda de apuestas.

	<b>jugador</b>	<b>preflop1</b>	<b>preflop2</b>	<b>flop1</b>	<b>flop2</b>	<b>turn1</b>	<b>turn2</b>	<b>river1</b>	<b>river2</b>
<b>count</b>	41782	41782	24459	30977	8099	19667	3793	13008	1954
<b>unique</b>	732	5	4	4	4	4	4	4	4
<b>top</b>	Ergio18	RA	CA	CH	FL	CH	FL	CH	FL
<b>freq</b>	7440	16869	13062	16159	3998	10321	1827	6984	1177

Figura 6.1: Estadísticos de las decisiones por ronda de apuestas

### 6.1.2. Categorías

Siguiendo el estudio de [Rupeneite:2014][16], los jugadores presentes en el dataset se distribuyen según la figura 6.2.

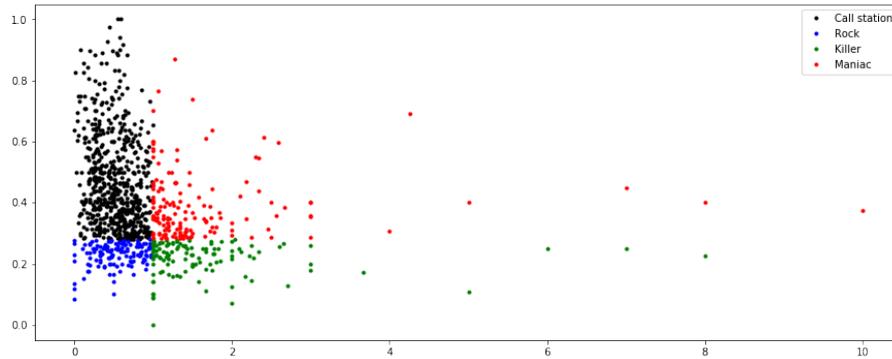


Figura 6.2: Distribución del estilo de los jugadores

Nuevamente, las categorías están muy desbalanceadas como muestra la figura 6.3.

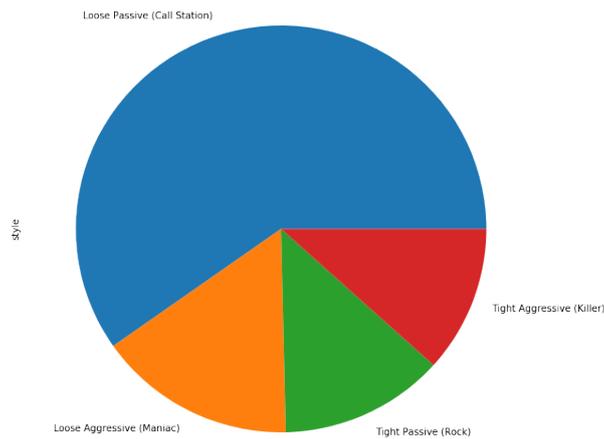


Figura 6.3: Estilos de los jugadores del dataset

No obstante, se usarán únicamente los datos de aquellos jugadores de los que se conocen 10 manos o más. Esto deja las categorías aún más desbalanceadas, como muestra la figura 6.4.

### 6.1.3. Balanceo de clases

Para contrarrestar la falta de balance de las clases se añadirán pesos a cada clase de la forma:

- Maniaco: 2
- Killer: 4
- Call station: 1
- Roca: 2

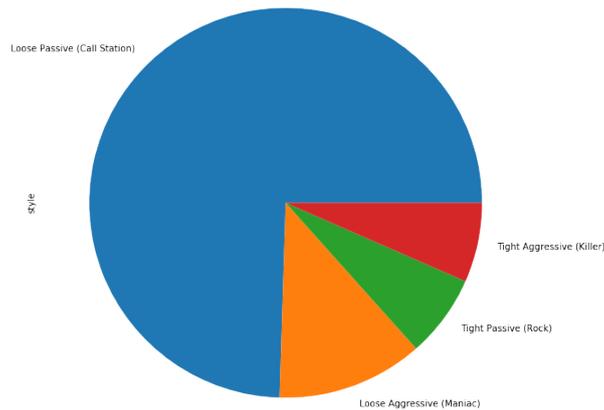


Figura 6.4: Estilos de los jugadores del dataset con más de 10 manos

## 6.2. Red de una capa - Clasificación del estilo

### 6.2.1. Arquitectura de la red

Las redes estarán compuestas de una capa de entrada de 8 neuronas, una primera capa Dropout, una capa oculta, una segunda capa Dropout y una capa de salida de 4 neuronas, correspondiente a los posibles estilos de juego de cada jugador.

```
def red_1capa(neurons,drop_rate):
    model = Sequential()

    model.add(Dense(
        neurons,
        input_shape=(len(dataGeneratedDFNormalized[0]),),
        activation='relu',
        name="Hidden_layer1"
    ))

    model.add(Dropout(rate=drop_rate))

    model.add(Dense(
        neurons,
        activation='relu',
        name="Hidden_layer2"
    ))

    model.add(Dropout(rate=drop_rate))

    model.add(Dense(
        len(dataGeneratedDFLabels.unique()),
        activation='softmax',
        name="Output_layer"
    ))

    model.compile(loss='binary_crossentropy',metrics=['accuracy'],optimizer='adam')
    return model
```

### 6.2.2. Hiperparámetros

Se definen tres hiperparámetros sobre los que se buscarán los mejores valores posibles:

- Número de neuronas de la capa oculta. Los mejores resultados se obtienen con 126 neuronas.
- Tasa de expulsión en la capa Dropout. Los mejores resultados se obtienen con una tasa del 54.11 %.
- Epochs de entrenamiento. Los mejores resultados se obtienen con 50 epochs.

### 6.2.3. Resultados entrenamiento

Los resultados de entrenamiento son una clasificación correcta del 73.79 %:



Figura 6.5: Resultados de la clasificación del estilo en entrenamiento

### 6.2.4. Resultados test

Los resultados de test son una clasificación correcta del 72.46 %:



Figura 6.6: Resultados de la clasificación del estilo en test

### 6.2.5. Resultados entrenamiento vs test

La comparación de los resultados de entrenamiento y test muestra resultados similares, siendo los resultados de test ligeramente peores.

### 6.2.6. Conclusión

Aunque se consiguen tasas de acierto del 72-73 %, estos resultados no son buenos. El modelo no consigue clasificar ningún jugador como maniaco o roca, ni correcta ni incorrectamente. Todos los

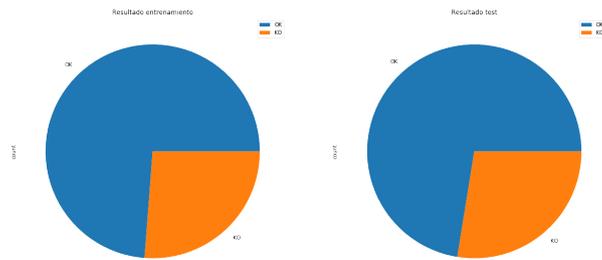


Figura 6.7: Comparación de resultados de la clasificación del estilo entre entrenamiento y test

jugadores son clasificados como killer o call stations.

Por tanto, se intentará dividir la tarea de clasificación en dos modelos.

- Un primer modelo que clasificará un jugador como tight o loose. Esto permitirá distinguir a killers y rocas de maniacos y call stations.
- Un segundo modelo que clasificará un jugador como agresivo o pasivo. Esto permitirá distinguir a maniacos y killers de call stations y rocas.

### 6.3. Red de una capa - Clasificación del estilo tight/loose

En vista de los malos resultados cosechados prediciendo el estilo, se decide utilizar la misma arquitectura para predecir si un jugador es tight o loose, independientemente de su agresividad.

#### 6.3.1. Resultados entrenamiento

Los resultados de entrenamiento arrojan una clasificación correcta del 81.45 %:



Figura 6.8: Resultados de la clasificación tight/loose en entrenamiento

#### 6.3.2. Resultados test

Los resultados de test arrojan una clasificación correcta del 80.25 %:

#### 6.3.3. Resultados entrenamiento vs test

La comparación de los resultados de entrenamiento y test muestra resultados similares, siendo los resultados de test ligeramente peores.

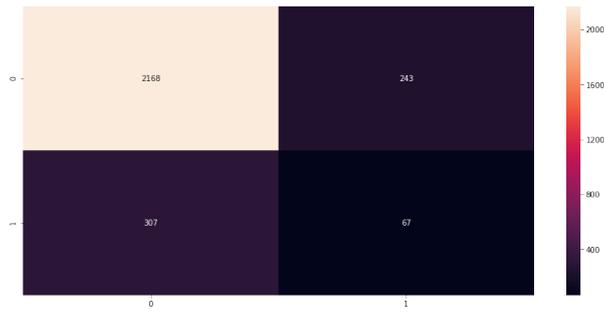


Figura 6.9: Resultados de la clasificación tight/loose en test

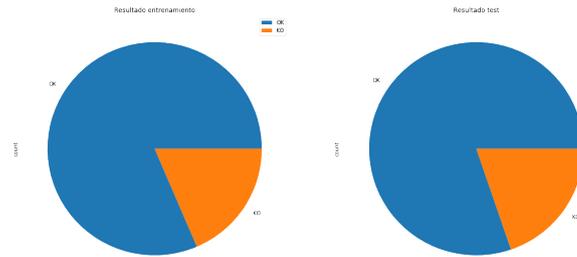


Figura 6.10: Comparación de resultados de la clasificación tight/loose entre entrenamiento y test

## 6.4. Red de una capa - Clasificación del estilo agresivo/pasivo

En vista de los malos resultados cosechados prediciendo el estilo, se decide utilizar la misma arquitectura para predecir si un jugador es agresivo o pasivo, independientemente de su selección de manos iniciales.

### 6.4.1. Resultados entrenamiento

Los resultados de entrenamiento arrojan una clasificación correcta del 81.55 %:

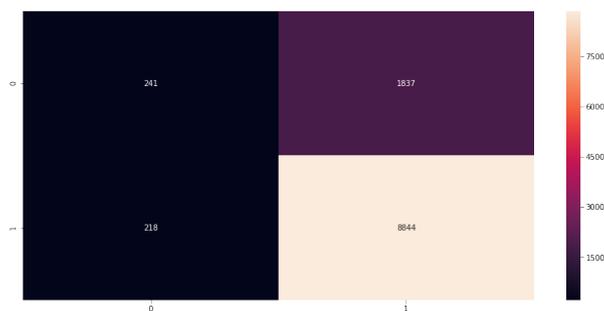


Figura 6.11: Resultados de la clasificación agresivo/pasivo en entrenamiento

### 6.4.2. Resultados test

Los resultados de test arrojan una clasificación correcta del 80.22 %:

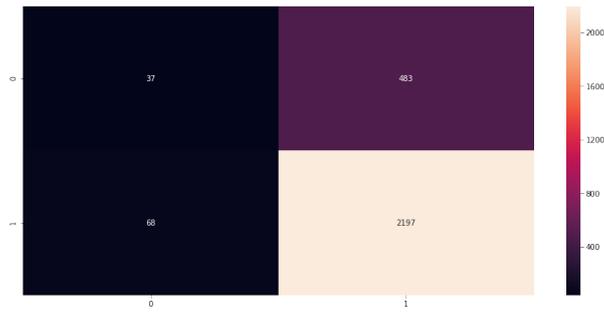


Figura 6.12: Resultados de la clasificación agresivo/pasivo en test

### 6.4.3. Resultados entrenamiento vs test

La comparación de los resultados de entrenamiento y test muestra resultados similares, siendo los resultados de test ligeramente peores.

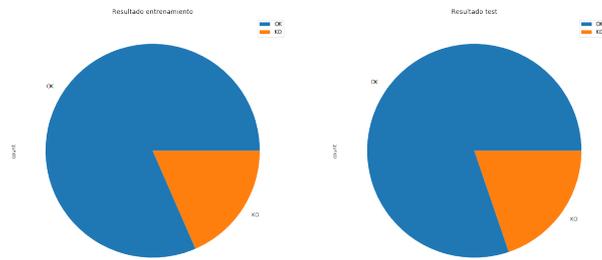


Figura 6.13: Comparación de resultados de la clasificación agresivo/pasivo entre entrenamiento y test

## Capítulo 7

# Predicción del balance de la mano

El balance de la mano se refiere al dinero ganado o perdido durante el transcurso de la mano. Los jugadores profesionales de póker no suelen referirse a estas cantidades en la divisa correspondiente si no en ciegas. De esta forma, una apuesta de 3€ en un juego con ciegas 0.25€-0.50€ es una apuesta de 6 ciegas.

Los jugadores pueden poner voluntariamente su dinero en el bote o pueden ser forzados si quieren seguir jugando la mano. Este dato es importante, puesto que poner dinero voluntariamente en el bote denota estrategias agresivas y ponerlo forzosamente denota estrategias pasivas.

- Situaciones en las que se pone dinero forzosamente en el bote
  - La ciega pequeña siempre pone 0.5 ciegas forzosamente en el bote.
  - La ciega grande siempre pone 1.0 ciegas forzosamente en el bote.
  - Si un jugador iguala una apuesta de 3.0 ciegas, pone 3.0 ciegas forzosamente en el bote.
  - Si la ciega pequeña/grande iguala una apuesta de 3.0 ciegas, pone 3.0 ciegas forzosamente en el bote.
- Situaciones en las que se pone dinero voluntariamente en el bote
  - Si un jugador sube la apuesta a 3.0 ciegas, pone 3.0 ciegas voluntariamente en el bote
- Situaciones en las que se pone dinero voluntaria y forzosamente en el bote
  - Si un jugador sube la apuesta a 10.0 ciegas cuando la apuesta es 3.0 ciegas, pone 3.0 ciegas forzosamente y 7.0 voluntariamente en el bote
  - Si la ciega pequeña sube la apuesta a 3.0 ciegas, pone 0.5 ciegas forzosamente y 2.5 ciegas voluntariamente en el bote.
  - Si la ciega grande sube la apuesta a 3.0 ciegas, pone 1.0 ciegas forzosamente y 2.0 ciegas voluntariamente en el bote.

Durante el presente capítulo se usará exclusivamente el dinero puesto voluntaria y forzosamente en el bote como datos para predecir el balance de la mano. Por la construcción del dataset habrá otro dato implícito, la posición del jugador, puesto que las apuestas de la ciega pequeña siempre aparecen en primer lugar, las apuestas de la ciega grande en segundo lugar y el resto de jugadores aparecen según su orden en la mesa.

## 7.1. Descripción del dataset

El conjunto de datos usado en este estudio será el generado en el apartado anterior apuestas por mano.

Este dataset contiene 48 datos, cuyo significado es:

- 8 datos por jugador (6 jugadores)
- 2 datos por ronda de apuestas (4 rondas de apuestas): Apuesta voluntaria y forzosa.

Además, el dataset contiene 6 datos adicionales, el balance de cada jugador en la mano.

### 7.1.1. Estadísticos del balance

La tabla 7.1 muestra los principales estadísticos del balance según posición.

	p1_balance	p2_balance	p3_balance	p4_balance	p5_balance	p6_balance
count	26015.000000	26015.000000	26015.000000	26015.000000	26015.000000	26015.000000
mean	-0.178997	-0.589707	-0.010699	-0.064093	0.144238	0.024786
std	11.439740	11.355728	9.528758	10.063731	9.576074	8.171995
min	-249.700000	-211.140000	-220.600000	-281.820000	-197.340000	-196.940000
25%	-0.500000	-1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
50%	-0.500000	-1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
75%	-0.400000	0.400000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
max	258.320000	241.540000	158.080000	212.140000	227.720000	149.640000

Figura 7.1: Estadísticos de los balances por posición

Se puede observar que la media siempre es cercana a 0 con una desviación típica de 8-11 ciegas. Esto quiere decir que la mayoría de nuestros datos estarán en el rango de balances  $[-11,11]$ . Sin embargo podemos ver como hay atípicos en los que se pierden/ganan hasta 250 ciegas.

Además se puede obtener una primera conclusión. La media del balance desde la posición 1 es -0.18 ciegas, mientras que la media del balance desde la posición 5 es 0.14. Es decir, se obtiene más beneficio desde posiciones tardías, cosa que los jugadores profesionales de póker conocen bien.

### 7.1.2. Categorías

Para la predicción del balance se ha dividido el posible resultado en 9 categorías:

- Categoría 0: Perder más de 40 ciegas  $(-\infty, -40)$
- Categoría 1: Perder entre 40 y 15 ciegas  $[-40, -15)$
- Categoría 2: Perder entre 15 y 5 ciegas  $[-15, -5)$
- Categoría 3: Perder entre 5 y 0 ciegas  $[-5, 0)$
- Categoría 4: No perder ni ganar  $[0, 0]$
- Categoría 5: Ganar entre 0 y 5 ciegas  $(0, 5]$
- Categoría 6: Ganar entre 5 y 15 ciegas  $(5, 15]$
- Categoría 7: Ganar entre 15 y 40 ciegas  $(15, 40]$
- Categoría 8: Ganar más de 40 ciegas  $(40, \infty)$

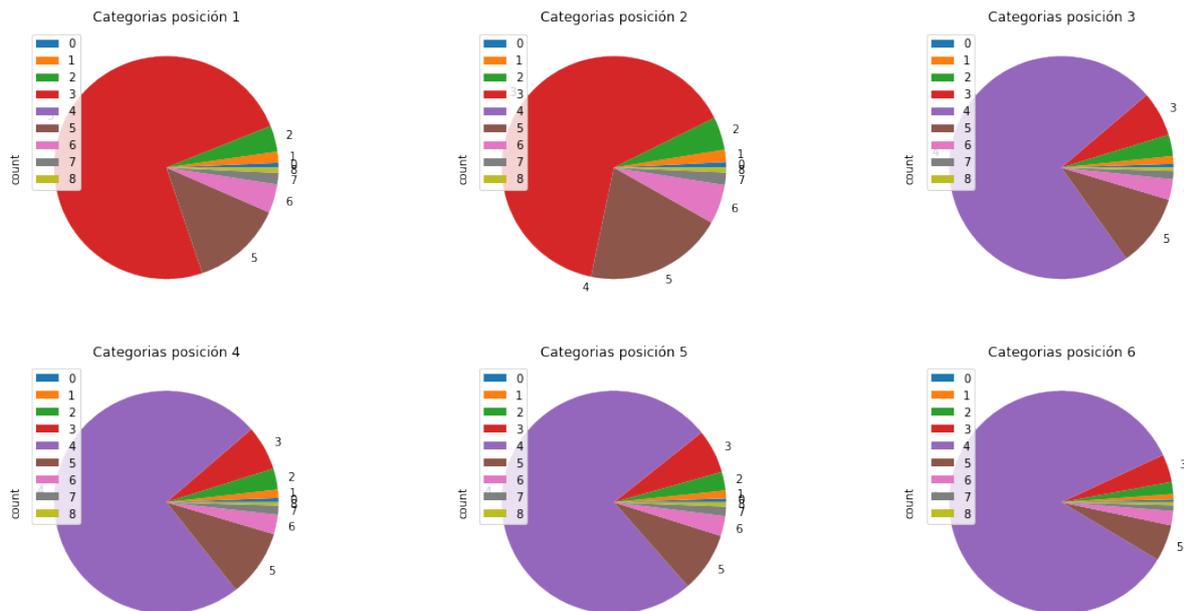


Figura 7.2: Categorías presentes en cada posición

En el gráfico 7.2 se puede observar una de las mayores problemáticas de este dataset: Las categorías están muy desbalanceadas. Las categorías que representan menor pérdida/beneficio están mucho más representadas que las que presentan mayor pérdida/beneficio.

Además, esto arroja una conclusión. Las dos primeras posiciones tienen muchos ejemplos en categoría 3 (perder entre 5 y 0 ciegas) mientras que el resto de posiciones tienen muchos ejemplos de categoría 4 (no perder ni ganar). Esto es debido al efecto de las ciegas, las dos primeras posiciones están obligadas a apostar siempre, con lo que será muy difícil que acaben con balance 0. De hecho es imposible que la ciega pequeña acabe la mano con balance 0, y la ciega grande acabará la mano con balance 0 sólo si la ciega pequeña no está presente y ningún jugador decide apostar.

### 7.1.3. Balanceo de clases

Como consecuencia de la diferencia de ejemplos por clase se ha calculado el peso que cada clase debe tener en cada posición. El método es calcular el logaritmo de la razón entre el número de ejemplos total y el número de ejemplos para la categoría.

```
def calculate_weight(all_count, cat_count):
    value = 0
    if(cat_count != 0):
        value = math.log((all_count/cat_count))
        value = value / 2

    return round(value,2)
```

## 7.2. Redes de una capa

Para la Predicción del balance se ha optado por una red simple por cada posición. De esta forma tendremos 6 redes de igual arquitectura. Todas las redes usarán los mismos datos de entrada con el objetivo de predecir el balance de cada posición.

### 7.2.1. Arquitectura de las redes

Las redes estarán compuestas de una capa de entrada de 48 neuronas, una capa Dropout y una capa de salida de 9 neuronas, correspondiente a las posibles categorías que puede adoptar cada posición.

```
def red_1capa(neurons,drop_rate):
    model = Sequential()

    model.add(Dense(
        neurons,
        input_shape=(48,),
        activation='relu',
        name="Hidden_layer1"
    ))

    model.add(Dropout(rate=drop_rate))

    model.add(Dense(
        9,
        activation='softmax',
        name="Output_layer"
    ))

    model.compile(loss='binary_crossentropy',metrics=['accuracy'],optimizer='adam')
    return model
```

### 7.2.2. Hiperparámetros

Se definen tres hiperparámetros sobre los que se buscarán los mejores valores posibles:

- Número de neuronas de la capa oculta. Los mejores resultados se obtienen con 192 neuronas.
- Tasa de expulsión en la capa Dropout. Los mejores resultados se obtienen con una tasa del 43.32%.
- Epochs de entrenamiento. Los mejores resultados se obtienen con 100 epochs.

### 7.2.3. Resultados entrenamiento

Los resultados de entrenamiento son una clasificación correcta en más del 94 % en todas las posiciones:

- Posición 1: 96.04 % de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 2: 94.52 % de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 3: 97.38 % de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 4: 97.47 % de ejemplos clasificados correctamente.

- Posición 5: 97.36 % de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 6: 98.26 % de ejemplos clasificados correctamente.

Las figuras 7.3, 7.4, 7.5, 7.6, 7.7 y 7.8 muestran gráficamente la matriz de confusión de cada posición resultado de la fase de entrenamiento.

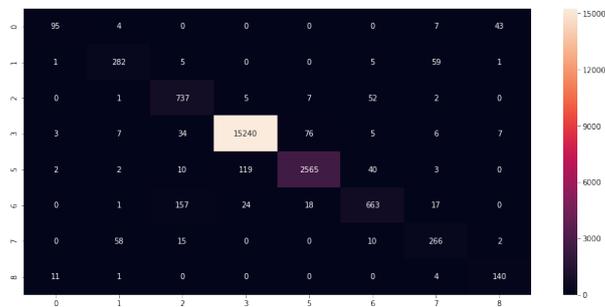


Figura 7.3: Predicción del balance, resultados entrenamiento - red una capa - posición 1

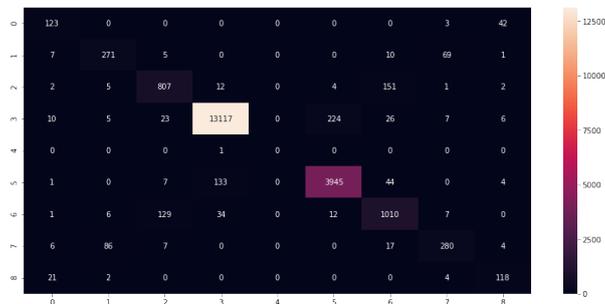


Figura 7.4: Predicción del balance, resultados entrenamiento - red una capa - posición 2

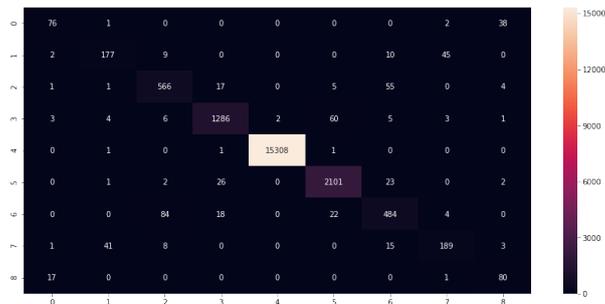


Figura 7.5: Predicción del balance, resultados entrenamiento - red una capa - posición 3

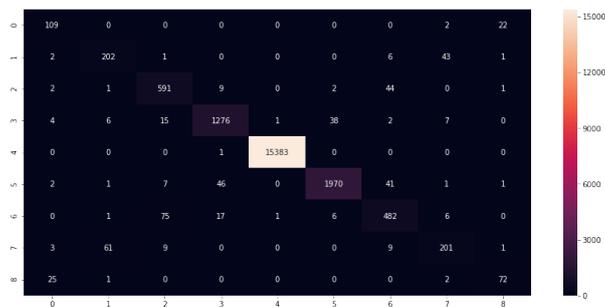


Figura 7.6: Predicción del balance, resultados entrenamiento - red una capa - posición 4

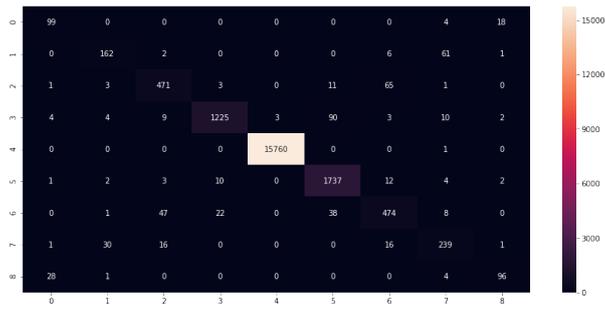


Figura 7.7: Predicción del balance, resultados entrenamiento - red una capa - posición 5

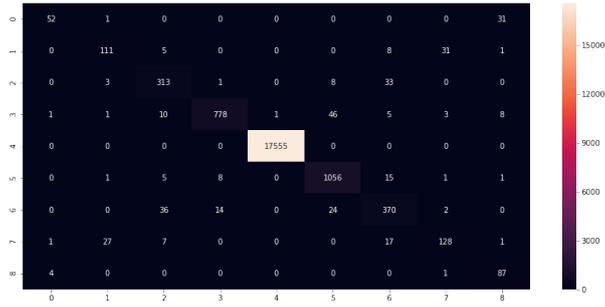


Figura 7.8: Predicción del balance, resultados entrenamiento - red una capa - posición 6

## 7.2.4. Resultados test

Los resultados de entrenamiento son una clasificación correcta en más del 93 % en todas las posiciones.

- Posición 1: 95.48 % de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 2: 93.48 % de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 3: 96.56 % de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 4: 96.92 % de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 5: 96.39 % de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 6: 97.44 % de ejemplos clasificados correctamente.

Las figuras 7.9, 7.10, 7.11, 7.12, 7.13 y 7.14 muestran gráficamente la matriz de confusión de cada posición resultado de la fase de test.

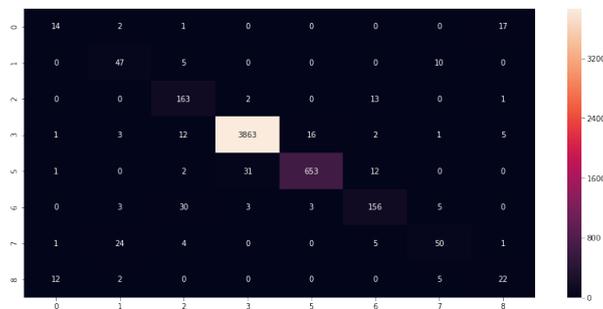


Figura 7.9: Predicción del balance, resultados test - red una capa - posición 1

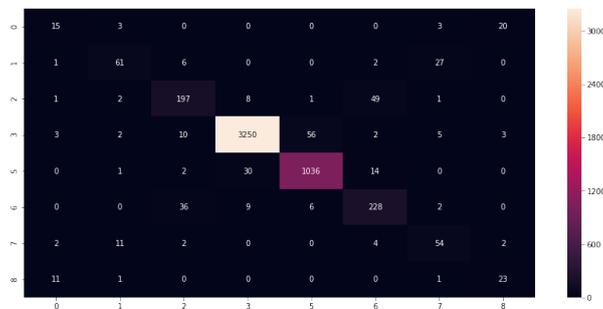


Figura 7.10: Predicción del balance, resultados test - red una capa - posición 2

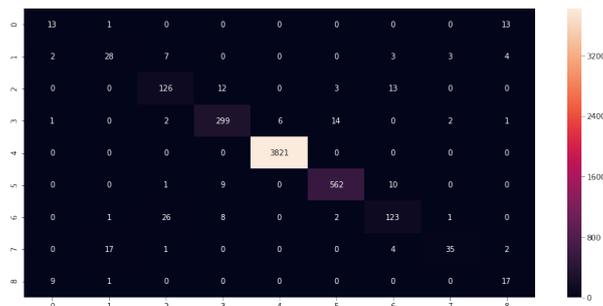


Figura 7.11: Predicción del balance, resultados test - red una capa - posición 3

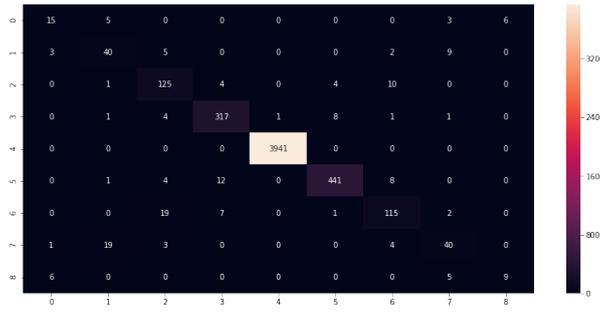


Figura 7.12: Predicción del balance, resultados test - red una capa - posición 4

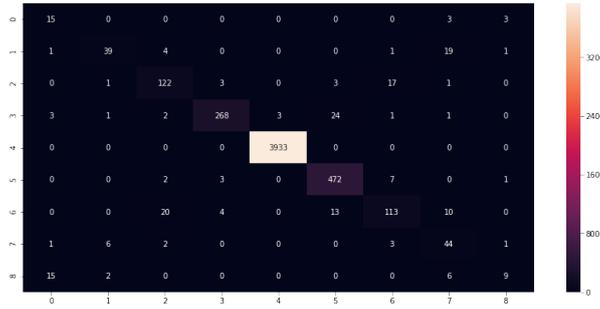


Figura 7.13: Predicción del balance, resultados test - red una capa - posición 5

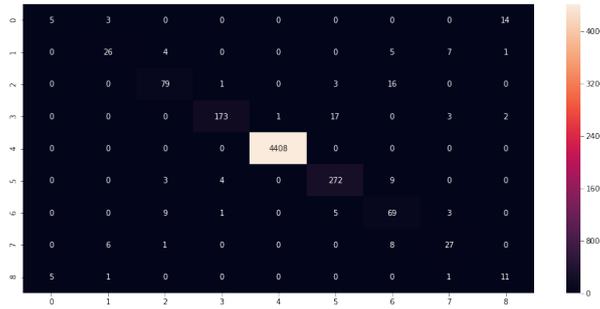


Figura 7.14: Predicción del balance, resultados test - red una capa - posición 6

## 7.2.5. Resultados entrenamiento vs test

La comparación de los resultados de entrenamiento y test muestra resultados similares, siendo los resultados de test ligeramente peores.

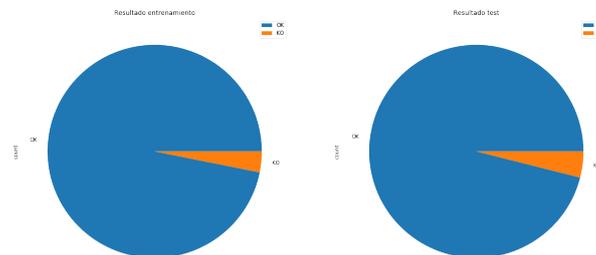


Figura 7.15: Predicción del balance, resultados entrenamiento vs test - red de una capa

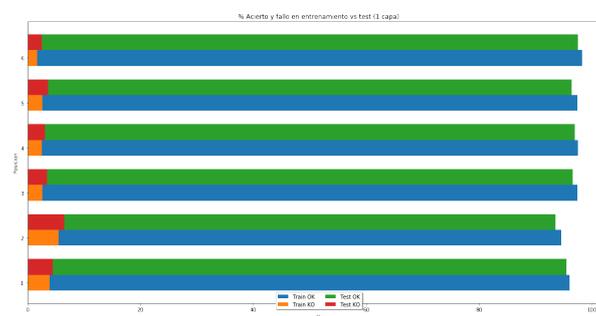


Figura 7.16: Predicción del balance, resultados entrenamiento vs test - red de una capa por categoría

## 7.3. Redes de dos capas

En este segundo caso se ha optado por una red de dos capas por cada posición. Al igual que en el apartado anterior tendremos 6 redes de igual arquitectura. Todas las redes usarán los mismos datos de entrada con el objetivo de predecir el balance de cada posición.

### 7.3.1. Arquitectura de las redes

Las redes estarán compuestas de una capa de entrada de 48 neuronas, una primera capa Dropout, una capa oculta, una segunda capa Dropout y una capa de salida de 9 neuronas, correspondiente a las posibles categorías que puede adoptar cada posición.

```
def red_2capa(neurons, drop_rate):
    model = Sequential()

    model.add(Dense(
        neurons,
        input_shape=(48,),
        activation='relu',
        name="Hidden_layer1"
    ))

    model.add(Dropout(rate=drop_rate))
```

```

model.add(Dense(
    neurons,
    activation='relu',
    name="Hidden_layer2"
))

model.add(Dropout(rate=drop_rate))

model.add(Dense(
    9,
    activation='softmax',
    name="Output_layer"
))

model.compile(loss='binary_crossentropy',metrics=['accuracy'],optimizer='adam')
return model

```

### 7.3.2. Hiperparámetros

Se definen tres hiperparámetros sobre los que se buscarán los mejores valores posibles:

- Número de neuronas de la capa oculta. Los mejores resultados se obtienen con 184 neuronas.
- Tasa de expulsión en la capa Dropout. Los mejores resultados se obtienen con una tasa del 52.22%.
- Epochs de entrenamiento. Los mejores resultados se obtienen con 100 epochs.

### 7.3.3. Resultados entrenamiento

Los resultados de entrenamiento son una clasificación correcta en más del 93% en todas las posiciones:

- Posición 1: 95.86% de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 2: 93.88% de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 3: 97.13% de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 4: 97.07% de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 5: 97.1% de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 6: 98.06% de ejemplos clasificados correctamente.

Las figuras 7.17, 7.18, 7.19, 7.20, 7.21 y 7.22 muestran gráficamente la matriz de confusión de cada posición resultado de la fase de entrenamiento.

### 7.3.4. Resultados test

Los resultados de entrenamiento son una clasificación correcta en más del 93% en todas las posiciones.

- Posición 1: 95.91% de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 2: 93.23% de ejemplos clasificados correctamente.

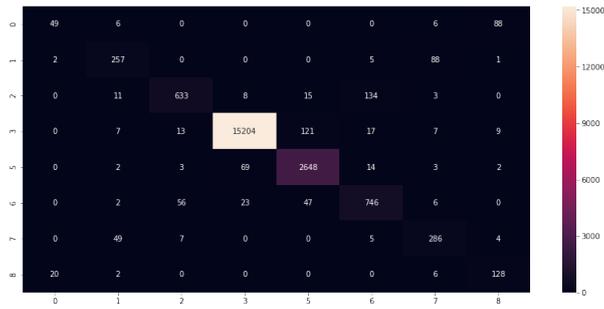


Figura 7.17: Predicción del balance, resultados entrenamiento - red dos capas - posición 1

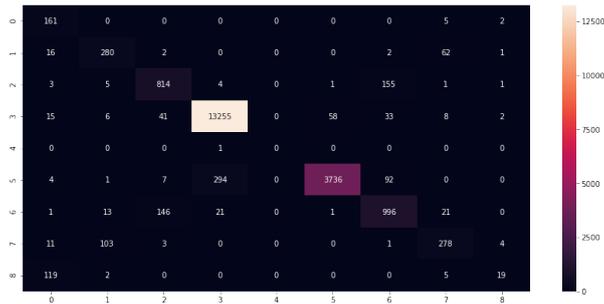


Figura 7.18: Predicción del balance, resultados entrenamiento - red dos capas - posición 2

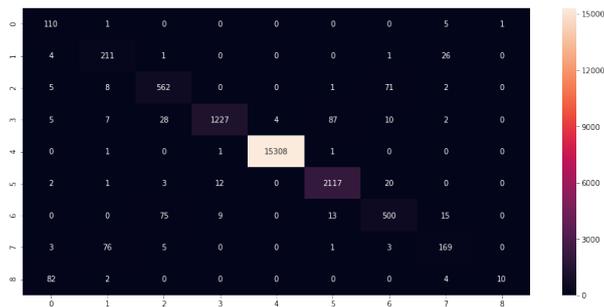


Figura 7.19: Predicción del balance, resultados entrenamiento - red dos capas - posición 3

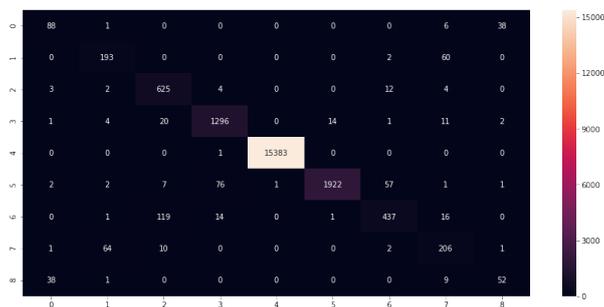


Figura 7.20: Predicción del balance, resultados entrenamiento - red dos capas - posición 4

- Posición 3: 96.43 % de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 4: 96.69 % de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 5: 96.46 % de ejemplos clasificados correctamente.
- Posición 6: 97.58 % de ejemplos clasificados correctamente.

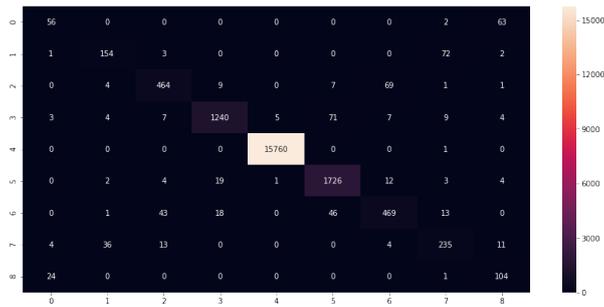


Figura 7.21: Predicción del balance, resultados entrenamiento - red dos capas - posición 5

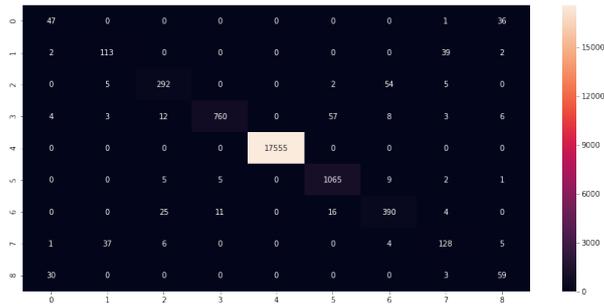


Figura 7.22: Predicción del balance, resultados entrenamiento - red dos capas - posición 6

Las figuras 7.23, 7.24, 7.25, 7.26, 7.27 y 7.28 muestran gráficamente la matriz de confusión de cada posición resultado de la fase de test.

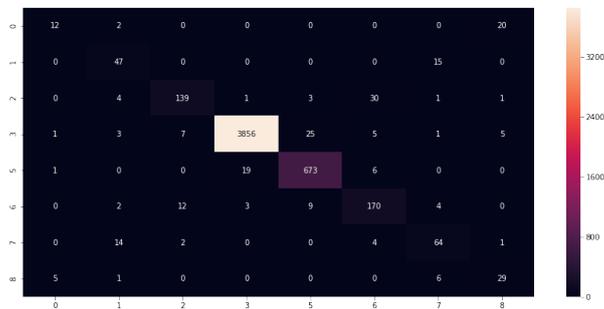


Figura 7.23: Predicción del balance, resultados test - red dos capas - posición 1

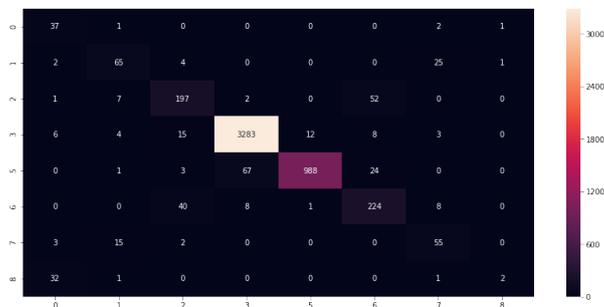


Figura 7.24: Predicción del balance, resultados test - red dos capas - posición 2

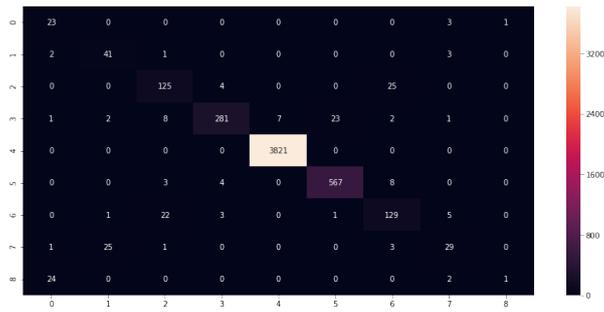


Figura 7.25: Predicción del balance, resultados test - red dos capas - posición 3

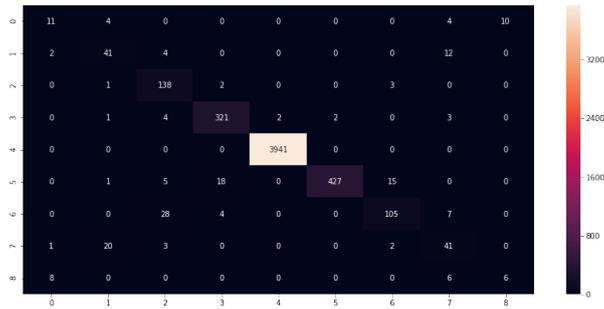


Figura 7.26: Predicción del balance, resultados test - red dos capas - posición 4

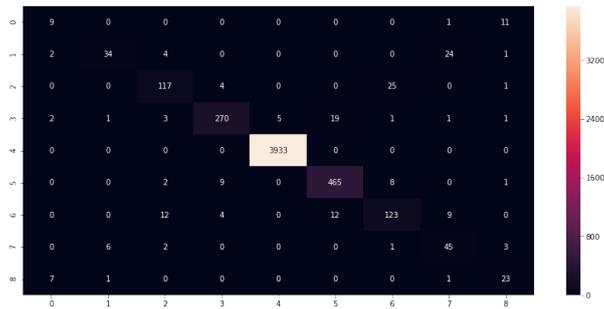


Figura 7.27: Predicción del balance, resultados test - red dos capas - posición 5

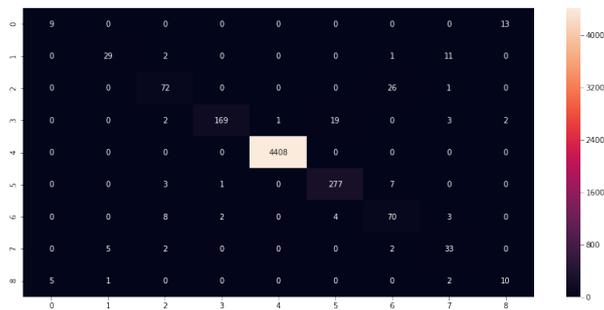


Figura 7.28: Predicción del balance, resultados test - red dos capas - posición 6

### 7.3.5. Resultados entrenamiento vs test

La comparación de los resultados de entrenamiento y test muestra resultados similares, siendo los resultados de test ligeramente peores.

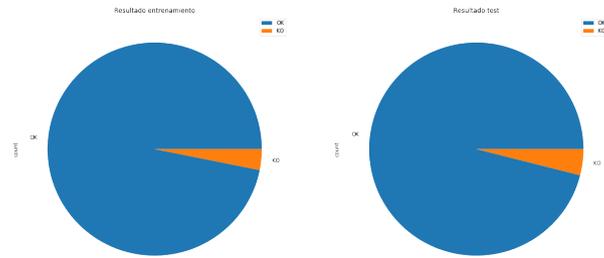


Figura 7.29: Predicción del balance, resultados entrenamiento vs test - red dos capas

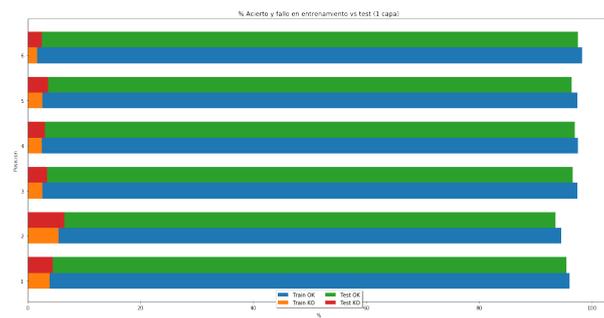


Figura 7.30: Predicción del balance, resultados entrenamiento vs test - red dos capas por categoría

# Capítulo 8

## Conclusiones

En este capítulo se resumen los resultados del presente Trabajo de Fin de Máster.

### 8.1. Conjunto de datos

Aunque en las salas virtuales de póker Texas Hold'em se juegan diariamente miles de manos, el dataset usado está compuesto por 26015 manos. El dataset tiene un tamaño suficiente para que las técnicas utilizadas muestren sus beneficios analizando tamaños de apuesta y decisiones tomadas.

Sin embargo, una muestra de 26015 manos en una población de miles de millones de manos online es una muestra muy pequeña. Para poder obtener mejores resultados es necesario en primera instancia ampliar el dataset original.

Además, en términos estadísticos hay información que no es relevante por el tamaño de la muestra y que es tan importante como en un juego de cartas son las propias cartas. Eliminadas las dos cartas de la mano inicial, existen 19600 posibles flops diferentes. Es decir, en una muestra de 26015 manos muy probablemente tendremos flops no representados y, con seguridad, los flops presentes estarán infrarrepresentados. Y si consideramos las cartas iniciales de cada jugador, las combinaciones son mucho mayores. Para poder empezar a utilizar las cartas de la mesa como información necesitaríamos una muestra mucho mayor de la población.

### 8.2. Agrupación de estrategias

Para esta parte del análisis se ha usado el algoritmo KMeans para el cálculo de clústeres como base de partida para analizar la estrategia de los jugadores y su evolución a lo largo de las rondas de apuestas. La elección del algoritmo introduce un sesgo que posibilita situaciones en las que un jugador que ya se ha retirado de la mano siga jugando en rondas posteriores. En cualquier caso, el uso de clústeres simplifica enormemente el análisis.

Durante el capítulo de agrupación de estrategias se ha obtenido conocimiento que es fruto de las normas del póker y que es obvio para cualquier jugador:

- Preflop:
  - Si la primera acción es NA no hay segunda acción.
  - Si la primera acción es SB debe existir una segunda acción y debe ser FL, CA o RA.
  - Si la primera acción es BB debe existir una segunda acción y debe ser FL, CH, CA o RA.

- Si la primera acción es FL la segunda acción es NA.
  - Si la primera acción es RA la segunda acción no puede ser CH.
  - La primera acción no puede ser nunca CH.
  - La segunda acción no puede ser nunca SB o BB.
- Flop, turn y river:
    - Si la primera acción es CH la segunda acción no puede ser CH.
    - Si la primera acción es FL la segunda acción es NA.
    - Si la primera acción es RA la segunda acción no puede ser CH.

Pero además se han puesto datos a conocimiento que no es fruto de las normas del juego y que un jugador no profesional del póker no tiene porqué conocer:

- Transición entre preflop y flop:
  - El 40 % de las veces que un jugador sube preflop, gana la mano y la acción no continúa en el flop.
  - Del 60 % de las veces que la acción llega al flop:
    - Un jugador pasivo preflop, se retira el 29 %, juega pasivamente el 57 % y juega agresivamente el 13 % de las veces en flop.
    - Un jugador agresivo preflop, se retira el 10 %, juega pasivamente el 38 % y juega agresivamente el 51 % de las veces en flop.
- Transición entre flop y turn:
  - Un jugador pasivo en flop, se retira el 22 %, juega pasivamente el 55 % y juega agresivamente el 22 % de las veces en turn.
  - Un jugador agresivo en flop, se retira el 7 %, juega pasivamente el 46 % y juega agresivamente el 47 % de las veces en turn.
- Transición entre turn y river:
  - Un jugador pasivo en turn, se retira el 22 %, juega pasivamente el 56 % y juega agresivamente el 22 % de las veces en river.
  - Un jugador agresivo en turn, se retira el 10 %, juega pasivamente el 42 % y juega agresivamente el 47 % de las veces en river.

Y por último se extrae conocimiento propio de jugadores profesionales de póker.

- Se describen los rangos iniciales efectivos. Los jugadores profesionales de póker normalmente construyen rangos teóricos de cómo quieren jugar y después los adaptan en base a la acción o el estado de la mesa. En el presente estudio se obtienen los rangos prácticos, que pueden ayudar a los jugadores profesionales a descubrir las debilidades de sus rangos teóricos.
- Se establece un marco comparativo entre manos. Este marco ayuda a descubrir que los jugadores usan estrategias muy parecidas preflop para manos muy similares como AKs y AKo, pero con diferencias significativas postflop debido a los proyectos que cada mano puede construir. Para otras manos como AA y 22, pone medida a la diferente agresividad empleada en cada mano. Este tipo de análisis se puede usar para construir agrupaciones de manos iniciales como las que proponen en [Billings et al, 2003][7].

### 8.3. Clasificación de jugadores

En este apartado se ha intentado obtener una clasificación del estilo de juego de los jugadores a partir de 3 manos aleatorias jugadas por cada jugador. Las clases del dataset se encuentran muy desbalanceadas, perteneciendo hasta el 75 % a la clase mayoritaria, lo que plantea un reto mayor.

El método empleado es una red de neuronas con dos capas ocultas. En primera instancia la red intenta clasificar a los jugadores en las cuatro categorías conocidas obteniendo únicamente un 72.46 % de acierto en fase de test.

Como el resultado no es bueno, se ha intentado mejorar dividiendo el problema, clasificando por un lado la agresividad de cada jugador y por otro su selección de manos iniciales. Los resultados arrojan un 80.22 % de acierto en test prediciendo la agresividad y un 80.25 % de acierto en test prediciendo la selección de manos iniciales.

La conclusión de esta parte del estudio es que las redes de neuronas pueden ser usadas para clasificar el estilo de juego de los jugadores con tan solo usar 3 manos, pero que se debe seguir trabajando para que la fiabilidad sea mayor.

### 8.4. Predicción del balance de la mano

En este apartado se ha intentado predecir el balance de la mano para cada jugador en base a las apuestas que hace. El tamaño del bote es un dato fácil de obtener puesto que consiste en sumar las apuestas de los jugadores y restarle la comisión del casino. Pero, además, predecir quién lo va a ganar supone un avance importante.

El modelo que mejores resultados ofrece, acierta en más del 93 % de las veces cuánto va a ganar/perder cada jugador.

En un escenario de juego real, este resultado puede ser usado para simular situaciones antes de ejecutar cada acción y obtener rápidamente un resultado.

## Capítulo 9

# Trabajos futuros

### 9.1. Conjunto de datos - tamaño de la muestra

El tamaño de la muestra, 26015 manos de póker online, es un tamaño insuficiente. Para trabajos futuros sería deseable ampliar el dataset para tener resultados más fiables y contrastables.

### 9.2. Conjunto de datos - preproceso

Solo una parte de la información usada en los logs de póker ha sido usada en este Trabajo de Fin de Máster. Hay más información que puede ser usada:

- Stack inicial de cada jugador. El tamaño del stack determina en mucha medida la estrategia que sigue el jugador.
- Mano inicial de cada jugador. No ha sido considerada en las tareas de clasificación y predicción, cuando es determinante en la estrategia seguida.
- Cartas comunes. Tampoco ha sido considerada por el tamaño de la muestra.
- Secuencia de manos. Las manos han sido analizadas individualmente, cuando es sabido que el resultado de una mano puede alterar el resultado de manos posteriores en lo que se llama el metajuego.

### 9.3. Estrategias más adecuadas para cada nivel

En el presente Trabajo de Fin de Máster se han considerado todos los niveles de ciegas al mismo tiempo, normalizando por ciegas. El no hacerlo hubiera supuesto tener un dataset más reducido aún. Como los jugadores profesionales saben perfectamente, las estrategias ganadoras de un nivel de ciegas pueden no serlo en el siguiente nivel. Sería necesario hacer un estudio de dichas diferencias en caso de tener un dataset de mayor volumen.

### 9.4. Construcción de un árbol de decisión de juego práctico

Las herramientas de estudio de los jugadores profesionales construyen árboles de decisión teóricos en los que se evalúan todas las posibilidades y, además, dichas posibilidades se consideran equiprobables.

Este tipo de estudio se centra en producir estrategias óptimas que, en el largo plazo, no pueden ser explotadas.

Sin embargo, jugando frente a jugadores recreacionales con pocas nociones de juego óptimo, el enfoque explotativo puede ser mucho más rentable. Utilizando este tipo de estudios se pueden construir árboles que, basados en los datos disponibles, evalúan las opciones con las frecuencias presentes en el dataset. Este tipo de árboles ayudarían a construir estrategias explotativas que se podrían adaptar a cada tipo de jugador.

## 9.5. Estilos de juego

En el estudio de clasificación del estilo de juego se han considerado únicamente los cuatro estilos clásicos de juego en el póker. Sería muy interesante extender este estudio a situaciones concretas en las que un tipo de jugador reacciona de una forma concreta. Por ejemplo, teniendo una clasificación de jugadores capaces de sostener una estrategia agresiva en todas las rondas de apuestas, saber cuántas veces lo hacen por valor y cuántas veces de farol.

Otro ejemplo sería qué jugadores pueden hacer 4bet sin posición. Una vez establecidas esas categorías se puede buscar relaciones entre ellas para ayudar a una precisa clasificación de los jugadores. Lamentablemente esas situaciones son muy puntuales y analizarlas necesitaría un histórico de datos extenso para cada jugador.

# Bibliografía

- [1] David Rodríguez Gómez y Jordi Valldeoriola Roquet *Metodología de la investigación*, páginas 31-33. Universitat Oberta de Catalunya, 2017.
- [2] Dirección general de Ordenación del juego *Informe del Jugador Online*. Ministerio de Hacienda, Gobierno de España.
- [3] Dirección general de Ordenación del juego *Mercado de Juego*. Ministerio de Hacienda, Gobierno de España.
- [4] Andrew Gilpin, Tuomas Sandholm, Troels Bjerre Sørensen. *A heads-up no-limit Texas Hold'em poker player: Discretized betting models and automatically generated equilibrium-finding programs*. AAMAS '08 Proceedings of the 7th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems - Volume 2, Pages 911-918
- [5] Chinchalkar, Shirish. *An Upper Bound for the Number of Reachable Positions*. ICCA Journal, Vol. 19, No. 3, pp. 181-83.
- [6] Jiefu Shi, Michael L. Littman *Abstraction Methods for Game Theoretic Poker* In Computers and Games, pages 333-345. Springer-Verlag, 2001.
- [7] D. Billings, N. Burch, A. Davidson, R. Holte, J. Schaeffer, T. Schauenberg, D. Szafron *Approximating game-theoretic optimal strategies for full-scale poker* In Proceedings of the Eighteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 2003.
- [8] Rickard Andersson *Pseudo-Optimal Strategies in No-Limit Poker* Umea University Department of Computing Science
- [9] Darse Billings, Denis Papp, Jonathan Schaeffer, Duane Szafron *Opponent Modeling in Poker* AAAI National Conference, pages 493-499, 1998
- [10] Aaron Davidson, Darse Billings, Jonathan Schaeffer, Duane Szafron *Improved Opponent Modeling in Poker* International Conference on Artificial Intelligence 2000, pages 1467-1473, 2000
- [11] Matej Moravcik, Martin Schmid, Neil Burch, Viliam Lisy, Dustin Morrill, Nolan Bard, Trevor Davis, Kevin Waugh, Michael Johanson, Michael Bowling *DeepStack: Expert-Level Artificial Intelligence in Heads-Up No-Limit Poker* Science 05 May 2017: Vol. 356, Issue 6337, pp. 508-513
- [12] Doyle Brunson *Doyle Brunson's Super/System: A Course in Power Poker* Cardoza Publishing
- [13] Phil Gordon *Phil Gordon's little green book: Lessons and Teachings in No Limit Texas Hold'em* Simon Spotlight Entertainment
- [14] Graham Kendall, Mark Willdig *An Investigation of an Adaptive Poker Player* The University of Nottingham, School of Computer Science & IT, Jubilee Campus
- [15] Luigi Barone, Lyndon While *Adaptive Learning for Poker* Department of Computer Science, The University of Western Australia
- [16] Annija Rupeneite *Building Poker Agent Using Reinforcement Learning with Neural Networks* Faculty of Computing, University of Latvia, 2014

- [17] Annija Rupeneite *Enhancing Poker Agents with Hand History Statistics*. Bachelor-Thesis, Technische Universitat, Darmstadt.
- [18] Michael Bowling, Neil Burch, Michael Johanson, Oskari Tammelin *Heads-Up Limit Hold'em Poker Is Solved* COMMUNICATIONS OF THE ACM, NOVEMBER 2017, VOL. 60, NO. 11
- [19] Darse Billings, Lourdes Peña, Jonathan Schaeffer, Duane Szafron *Using Probabilistic Knowledge and Simulation to Play Poker* Department of Computing Science University of Alberta
- [20] Jungmin Lee *Prize and Risk-Taking Strategy in Tournaments : Evidence from Professional Poker Players* University of Arkansas-Fayetteville and IZA Bonn
- [21] Graham Kendall, Mark Willdig *Adaptative play in texas hold'em poker* European Conference on Artificial Intelligence, 2008, France.

# Glosario

**2bet** Segunda apuesta hecha en una ronda de apuestas.. 15

**3bet** Tercera apuesta hecha en una ronda de apuestas.. 15

**4bet** Cuarta apuesta hecha en una ronda de apuestas.. 9, 76

**all-in** Acción en la que se apuesta todo el stack restante.. 15, 37

**botón** Habitualmente se usa un disco grande “botón” para marcar la posición del último jugador de la mano. Por extensión, el “botón” es el jugador al que corresponde hablar el último.. 20

**comisión** En los juegos por dinero habitualmente el casino cobra una cantidad de cada bote que se conoce como comisión o “rake”.. 24

**donk** Situación del juego en la que un jugador que no es el agresor en la ronda previa de apuestas decide ser el primero en agredir en la presente ronda de apuestas, robando así la iniciativa.. 35

**GTO** Game Theory Optimal. Análisis realizado para obtener la combinación de movimientos óptima según la teoría de juegos para conseguir seguir una extrategia inexplotable. 10, 11

**heads up** Se llama heads up al juego de dos jugadores frente a frente.. 15

**HUD** Heads-up Display. 10

**héroe** Los jugadores de póker se refieren frecuentemente a sí mismos como el héroe de la mano. En este trabajo los logs contienen información desde el punto de vista del héroe, por lo que la mano de inicio de los villanos será desconocida en caso de no llegar al showdown.. 6, 80

**juego explotador** Estilo de juego que prima explotar las debilidades del oponente, aunque a veces exponga la estrategia del jugador. 10

**rango** Conjunto de manos de inicio que un jugador puede tener. 11

**showdown** Último movimiento de una mano de póker en el que los jugadores pueden elegir entre mostrar su mano de inicio o tirar las cartas dando la mano por perdida.. 79

**stack** Pila de fichas que el jugador tiene a su disposición. En el caso de los torneos su valor se mide en puntos, mientras que en cash tiene valor efectivo en alguna divisa.. 3

**TAG** Tight and Aggresive. Estrategia mediante la cual los jugadores eligen un rango ajustado (tight) de cartas de inicio que juegan agresivamente. 10

**villano** En contraposición al héroe, los villanos son el resto de jugadores de la mano.. 6, 79

**walk** Situación del juego en la que la ciega grande gana la mano sin hacer nada debido a que todos los jugadores antes que él se retiran preflop.. 33

# GNU Free Documentation License

Version 1.3, 3 November 2008

Copyright © 2000, 2001, 2002, 2007, 2008 Free Software Foundation, Inc.

[<https://fsf.org/>](https://fsf.org/)

Everyone is permitted to copy and distribute verbatim copies of this license document, but changing it is not allowed.

## Preamble

The purpose of this License is to make a manual, textbook, or other functional and useful document “free” in the sense of freedom: to assure everyone the effective freedom to copy and redistribute it, with or without modifying it, either commercially or noncommercially. Secondly, this License preserves for the author and publisher a way to get credit for their work, while not being considered responsible for modifications made by others.

This License is a kind of “copyleft”, which means that derivative works of the document must themselves be free in the same sense. It complements the GNU General Public License, which is a copyleft license designed for free software.

We have designed this License in order to use it for manuals for free software, because free software needs free documentation: a free program should come with manuals providing the same freedoms that the software does. But this License is not limited to software manuals; it can be used for any textual work, regardless of subject matter or whether it is published as a printed book. We recommend this License principally for works whose purpose is instruction or reference.

## 1. APPLICABILITY AND DEFINITIONS

This License applies to any manual or other work, in any medium, that contains a notice placed by

the copyright holder saying it can be distributed under the terms of this License. Such a notice grants a world-wide, royalty-free license, unlimited in duration, to use that work under the conditions stated herein. The “**Document**”, below, refers to any such manual or work. Any member of the public is a licensee, and is addressed as “**you**”. You accept the license if you copy, modify or distribute the work in a way requiring permission under copyright law.

A “**Modified Version**” of the Document means any work containing the Document or a portion of it, either copied verbatim, or with modifications and/or translated into another language.

A “**Secondary Section**” is a named appendix or a front-matter section of the Document that deals exclusively with the relationship of the publishers or authors of the Document to the Document’s overall subject (or to related matters) and contains nothing that could fall directly within that overall subject. (Thus, if the Document is in part a textbook of mathematics, a Secondary Section may not explain any mathematics.) The relationship could be a matter of historical connection with the subject or with related matters, or of legal, commercial, philosophical, ethical or political position regarding them.

The “**Invariant Sections**” are certain Secondary Sections whose titles are designated, as being those of Invariant Sections, in the notice that says that the Document is released under this License. If a section does not fit the above definition of Secondary then it is not allowed to be designated as Invariant. The Document may contain zero Invariant Sections. If the Document does not identify any Invariant Sections then there are none.

The “**Cover Texts**” are certain short passages of text that are listed, as Front-Cover Texts or Back-Cover Texts, in the notice that says that the Document is released under this License. A Front-Cover Text may be at most 5 words, and a Back-Cover Text may be at most 25 words.

A “**Transparent**” copy of the Document means a machine-readable copy, represented in a format whose specification is available to the general public, that is suitable for revising the document straightforwardly with generic text editors or (for images composed of pixels) generic paint programs or (for drawings) some widely available drawing editor, and that is suitable for input to text formatters or for automatic translation to a variety of formats suitable for input to text formatters. A copy made in an otherwise Transparent file format whose markup, or absence of markup, has been arranged to thwart or discourage subsequent modification by readers is not Transparent. An image format is not Transparent if used for any substantial amount of text. A copy that is not “Transparent” is called “**Opaque**”.

Examples of suitable formats for Transparent copies include plain ASCII without markup, Texinfo input format, LaTeX input format, SGML or XML using a publicly available DTD, and standard-conforming simple HTML, PostScript or PDF designed for human modification. Examples of transparent

image formats include PNG, XCF and JPG. Opaque formats include proprietary formats that can be read and edited only by proprietary word processors, SGML or XML for which the DTD and/or processing tools are not generally available, and the machine-generated HTML, PostScript or PDF produced by some word processors for output purposes only.

The “**Title Page**” means, for a printed book, the title page itself, plus such following pages as are needed to hold, legibly, the material this License requires to appear in the title page. For works in formats which do not have any title page as such, “Title Page” means the text near the most prominent appearance of the work’s title, preceding the beginning of the body of the text.

The “**publisher**” means any person or entity that distributes copies of the Document to the public.

A section “**Entitled XYZ**” means a named subunit of the Document whose title either is precisely XYZ or contains XYZ in parentheses following text that translates XYZ in another language. (Here XYZ stands for a specific section name mentioned below, such as “**Acknowledgements**”, “**Dedications**”, “**Endorsements**”, or “**History**”.) To “**Preserve the Title**” of such a section when you modify the Document means that it remains a section “Entitled XYZ” according to this definition.

The Document may include Warranty Disclaimers next to the notice which states that this License applies to the Document. These Warranty Disclaimers are considered to be included by reference in this License, but only as regards disclaiming warranties: any other implication that these Warranty Disclaimers may have is void and has no effect on the meaning of this License.

## 2. VERBATIM COPYING

You may copy and distribute the Document in any medium, either commercially or noncommercially, provided that this License, the copyright notices, and the license notice saying this License applies to the Document are reproduced in all copies, and that you add no other conditions whatsoever to those of this License. You may not use technical measures to obstruct or control the reading or further copying of the copies you make or distribute. However, you may accept compensation in exchange for copies. If you distribute a large enough number of copies you must also follow the conditions in section 3.

You may also lend copies, under the same conditions stated above, and you may publicly display copies.

## 3. COPYING IN QUANTITY

If you publish printed copies (or copies in media that commonly have printed covers) of the Document, numbering more than 100, and the Document’s license notice requires Cover Texts, you must enclose

the copies in covers that carry, clearly and legibly, all these Cover Texts: Front-Cover Texts on the front cover, and Back-Cover Texts on the back cover. Both covers must also clearly and legibly identify you as the publisher of these copies. The front cover must present the full title with all words of the title equally prominent and visible. You may add other material on the covers in addition. Copying with changes limited to the covers, as long as they preserve the title of the Document and satisfy these conditions, can be treated as verbatim copying in other respects.

If the required texts for either cover are too voluminous to fit legibly, you should put the first ones listed (as many as fit reasonably) on the actual cover, and continue the rest onto adjacent pages.

If you publish or distribute Opaque copies of the Document numbering more than 100, you must either include a machine-readable Transparent copy along with each Opaque copy, or state in or with each Opaque copy a computer-network location from which the general network-using public has access to download using public-standard network protocols a complete Transparent copy of the Document, free of added material. If you use the latter option, you must take reasonably prudent steps, when you begin distribution of Opaque copies in quantity, to ensure that this Transparent copy will remain thus accessible at the stated location until at least one year after the last time you distribute an Opaque copy (directly or through your agents or retailers) of that edition to the public.

It is requested, but not required, that you contact the authors of the Document well before redistributing any large number of copies, to give them a chance to provide you with an updated version of the Document.

## 4. MODIFICATIONS

You may copy and distribute a Modified Version of the Document under the conditions of sections 2 and 3 above, provided that you release the Modified Version under precisely this License, with the Modified Version filling the role of the Document, thus licensing distribution and modification of the Modified Version to whoever possesses a copy of it. In addition, you must do these things in the Modified Version:

- A. Use in the Title Page (and on the covers, if any) a title distinct from that of the Document, and from those of previous versions (which should, if there were any, be listed in the History section of the Document). You may use the same title as a previous version if the original publisher of that version gives permission.
- B. List on the Title Page, as authors, one or more persons or entities responsible for authorship of the modifications in the Modified Version, together with at least five of the principal authors of the

Document (all of its principal authors, if it has fewer than five), unless they release you from this requirement.

- C. State on the Title page the name of the publisher of the Modified Version, as the publisher.
- D. Preserve all the copyright notices of the Document.
- E. Add an appropriate copyright notice for your modifications adjacent to the other copyright notices.
- F. Include, immediately after the copyright notices, a license notice giving the public permission to use the Modified Version under the terms of this License, in the form shown in the Addendum below.
- G. Preserve in that license notice the full lists of Invariant Sections and required Cover Texts given in the Document's license notice.
- H. Include an unaltered copy of this License.
- I. Preserve the section Entitled "History", Preserve its Title, and add to it an item stating at least the title, year, new authors, and publisher of the Modified Version as given on the Title Page. If there is no section Entitled "History" in the Document, create one stating the title, year, authors, and publisher of the Document as given on its Title Page, then add an item describing the Modified Version as stated in the previous sentence.
- J. Preserve the network location, if any, given in the Document for public access to a Transparent copy of the Document, and likewise the network locations given in the Document for previous versions it was based on. These may be placed in the "History" section. You may omit a network location for a work that was published at least four years before the Document itself, or if the original publisher of the version it refers to gives permission.
- K. For any section Entitled "Acknowledgements" or "Dedications", Preserve the Title of the section, and preserve in the section all the substance and tone of each of the contributor acknowledgements and/or dedications given therein.
- L. Preserve all the Invariant Sections of the Document, unaltered in their text and in their titles. Section numbers or the equivalent are not considered part of the section titles.
- M. Delete any section Entitled "Endorsements". Such a section may not be included in the Modified Version.
- N. Do not retitle any existing section to be Entitled "Endorsements" or to conflict in title with any Invariant Section.

O. Preserve any Warranty Disclaimers.

If the Modified Version includes new front-matter sections or appendices that qualify as Secondary Sections and contain no material copied from the Document, you may at your option designate some or all of these sections as invariant. To do this, add their titles to the list of Invariant Sections in the Modified Version’s license notice. These titles must be distinct from any other section titles.

You may add a section Entitled “Endorsements”, provided it contains nothing but endorsements of your Modified Version by various parties—for example, statements of peer review or that the text has been approved by an organization as the authoritative definition of a standard.

You may add a passage of up to five words as a Front-Cover Text, and a passage of up to 25 words as a Back-Cover Text, to the end of the list of Cover Texts in the Modified Version. Only one passage of Front-Cover Text and one of Back-Cover Text may be added by (or through arrangements made by) any one entity. If the Document already includes a cover text for the same cover, previously added by you or by arrangement made by the same entity you are acting on behalf of, you may not add another; but you may replace the old one, on explicit permission from the previous publisher that added the old one.

The author(s) and publisher(s) of the Document do not by this License give permission to use their names for publicity for or to assert or imply endorsement of any Modified Version.

## 5. COMBINING DOCUMENTS

You may combine the Document with other documents released under this License, under the terms defined in section 4 above for modified versions, provided that you include in the combination all of the Invariant Sections of all of the original documents, unmodified, and list them all as Invariant Sections of your combined work in its license notice, and that you preserve all their Warranty Disclaimers.

The combined work need only contain one copy of this License, and multiple identical Invariant Sections may be replaced with a single copy. If there are multiple Invariant Sections with the same name but different contents, make the title of each such section unique by adding at the end of it, in parentheses, the name of the original author or publisher of that section if known, or else a unique number. Make the same adjustment to the section titles in the list of Invariant Sections in the license notice of the combined work.

In the combination, you must combine any sections Entitled “History” in the various original documents, forming one section Entitled “History”; likewise combine any sections Entitled “Acknowledgements”, and

any sections Entitled “Dedications”. You must delete all sections Entitled “Endorsements”.

## **6. COLLECTIONS OF DOCUMENTS**

You may make a collection consisting of the Document and other documents released under this License, and replace the individual copies of this License in the various documents with a single copy that is included in the collection, provided that you follow the rules of this License for verbatim copying of each of the documents in all other respects.

You may extract a single document from such a collection, and distribute it individually under this License, provided you insert a copy of this License into the extracted document, and follow this License in all other respects regarding verbatim copying of that document.

## **7. AGGREGATION WITH INDEPENDENT WORKS**

A compilation of the Document or its derivatives with other separate and independent documents or works, in or on a volume of a storage or distribution medium, is called an “aggregate” if the copyright resulting from the compilation is not used to limit the legal rights of the compilation’s users beyond what the individual works permit. When the Document is included in an aggregate, this License does not apply to the other works in the aggregate which are not themselves derivative works of the Document.

If the Cover Text requirement of section 3 is applicable to these copies of the Document, then if the Document is less than one half of the entire aggregate, the Document’s Cover Texts may be placed on covers that bracket the Document within the aggregate, or the electronic equivalent of covers if the Document is in electronic form. Otherwise they must appear on printed covers that bracket the whole aggregate.

## **8. TRANSLATION**

Translation is considered a kind of modification, so you may distribute translations of the Document under the terms of section 4. Replacing Invariant Sections with translations requires special permission from their copyright holders, but you may include translations of some or all Invariant Sections in addition to the original versions of these Invariant Sections. You may include a translation of this License, and all the license notices in the Document, and any Warranty Disclaimers, provided that you also include the original English version of this License and the original versions of those notices and disclaimers. In case of a disagreement between the translation and the original version of this License or a notice or disclaimer, the original version will prevail.

If a section in the Document is Entitled “Acknowledgements”, “Dedications”, or “History”, the requirement (section 4) to Preserve its Title (section 1) will typically require changing the actual title.

## 9. TERMINATION

You may not copy, modify, sublicense, or distribute the Document except as expressly provided under this License. Any attempt otherwise to copy, modify, sublicense, or distribute it is void, and will automatically terminate your rights under this License.

However, if you cease all violation of this License, then your license from a particular copyright holder is reinstated (a) provisionally, unless and until the copyright holder explicitly and finally terminates your license, and (b) permanently, if the copyright holder fails to notify you of the violation by some reasonable means prior to 60 days after the cessation.

Moreover, your license from a particular copyright holder is reinstated permanently if the copyright holder notifies you of the violation by some reasonable means, this is the first time you have received notice of violation of this License (for any work) from that copyright holder, and you cure the violation prior to 30 days after your receipt of the notice.

Termination of your rights under this section does not terminate the licenses of parties who have received copies or rights from you under this License. If your rights have been terminated and not permanently reinstated, receipt of a copy of some or all of the same material does not give you any rights to use it.

## 10. FUTURE REVISIONS OF THIS LICENSE

The Free Software Foundation may publish new, revised versions of the GNU Free Documentation License from time to time. Such new versions will be similar in spirit to the present version, but may differ in detail to address new problems or concerns. See <https://www.gnu.org/licenses/>.

Each version of the License is given a distinguishing version number. If the Document specifies that a particular numbered version of this License “or any later version” applies to it, you have the option of following the terms and conditions either of that specified version or of any later version that has been published (not as a draft) by the Free Software Foundation. If the Document does not specify a version number of this License, you may choose any version ever published (not as a draft) by the Free Software Foundation. If the Document specifies that a proxy can decide which future versions of this License can be used, that proxy’s public statement of acceptance of a version permanently authorizes you to choose that version for the Document.

## 11. RELICENSING

“Massive Multiauthor Collaboration Site” (or “MMC Site”) means any World Wide Web server that publishes copyrightable works and also provides prominent facilities for anybody to edit those works. A public wiki that anybody can edit is an example of such a server. A “Massive Multiauthor Collaboration” (or “MMC”) contained in the site means any set of copyrightable works thus published on the MMC site.

“CC-BY-SA” means the Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 license published by Creative Commons Corporation, a not-for-profit corporation with a principal place of business in San Francisco, California, as well as future copyleft versions of that license published by that same organization.

“Incorporate” means to publish or republish a Document, in whole or in part, as part of another Document.

An MMC is “eligible for relicensing” if it is licensed under this License, and if all works that were first published under this License somewhere other than this MMC, and subsequently incorporated in whole or in part into the MMC, (1) had no cover texts or invariant sections, and (2) were thus incorporated prior to November 1, 2008.

The operator of an MMC Site may republish an MMC contained in the site under CC-BY-SA on the same site at any time before August 1, 2009, provided the MMC is eligible for relicensing.