



**MÁSTER EN ESTADÍSTICA APLICADA PARA LA CIENCIA
DE DATOS CON R SOFTWARE**

Trabajo Fin de Máster

**El Impacto de la Inteligencia Artificial en la Ciencia de Datos: Un
Análisis Histórico del Ajedrez como Campo de Experimentación**

By

JAVIER LOSADA FERNÁNDEZ

DIRECTOR: Juan Luis López Garrancho

FECHA: Julio 2023

ENTIDAD COLABORADORA: Máxima Formación S.L.

Resumen

La irrupción de modelos de lenguaje masivos como GPT o Bard ha impulsado una profunda revolución tecnológica, permeando diversas disciplinas de la computación y estableciéndose como una parte integral de nuestra vida cotidiana. Esta cuarta revolución tecnológica plantea interrogantes fundamentales acerca del potencial y las implicaciones de la Inteligencia Artificial (IA) en el tejido social. A pesar del vértigo inducido por el acelerado ritmo de avance tecnológico, es imperativo abordar la cuestión de si la IA representa una herramienta propulsora del progreso humano o una amenaza inherente. La literatura ha esbozado infinidad de escenarios fantásticos en torno a inteligencias no orgánicas, no obstante, el ámbito del ajedrez ha actuado como un campo de experimentación temprano, permitiendo el análisis de la interacción humano-máquina en busca de una comprensión más profunda de las implicaciones de esta tecnología, y delineando una senda para su aplicabilidad constructiva en distintos aspectos de nuestra sociedad.

En esta investigación, se llevará a cabo un análisis exhaustivo de la evolución histórica del ajedrez con el objetivo de dilucidar las implicaciones derivadas de la aparición e implementación de la Inteligencia Artificial (IA) y su impacto actual en este deporte. Nuestra intención es proporcionar un conjunto de ideas que puedan extrapolarse a otros dominios en los cuales la aplicación de la IA pueda ejercer un profundo efecto cuyas consecuencias aún no conocemos.

Palabras clave: Ajedrez, Inteligencia Artificial, CPLM, Complejidad, Futuro, Ciencia de Datos.

Agradecimientos

Llegar hasta aquí es una suma de eventos aleatorios y voluntades ocultas. Algunos lo llaman destino, otros azar. Yo prefiero no posicionarme en estas cuestiones de entidad ontológica, pero sea cual sea la razón, no puedo estar más feliz y agradecido de que los caminos inciertos me hayan empujado hasta este momento. Gracias infinitas a todas las personas que me han ayudado y forjado en estos años. Familia, amigos y, hasta cierto punto, enemigos. Muchísimas gracias.

Contents

1	INTRODUCCIÓN	5
2	MATERIAL & MÉTODOS	7
2.1	Métodos	7
2.2	Dataset empleado	8
2.2.1	Adquisición de los datos: Archivos PGN	8
2.3	Métricas	10
2.3.1	CPLM	10
2.3.2	Complejidad	11
3	RESULTADOS	12
3.1	Cálculo de la potencia estadística	12
3.2	Análisis exploratorio de los datos	13
3.3	Análisis histórico	17
3.3.1	Datos agregados por jugador: Desempeño por Jugador	23
3.4	Estudio de aperturas	24
3.5	Análisis comparativo de Resultados	32
3.6	Modelo predictivo de CPLM en función de variables independientes	39
3.7	Comparación de periodos	40
4	DISCUSIÓN y CONCLUSIONES	42
4.1	Discusión	42
4.2	Conclusiones	43
5	BIBLIOGRAFÍA	45
6	ANEXOS	46
6.1	ANEXO A: Código R para extracción y cálculo del CPLM para cada partida	46

1 INTRODUCCIÓN

En el transcurso de los últimos meses, la irrupción de modelos de lenguaje masivos como GPT o Bard ha generado una revolución de gran magnitud en diversos campos de la computación, trascendiendo su mera naturaleza tecnológica para integrarse en nuestra vida diaria. Esta revolución parece hallarse en sus etapas iniciales, con sus repercusiones y efectos aún por desentrañar. Es innegable que nos encontramos en el umbral de una cuarta revolución, equiparable en importancia de la máquina de vapor o la invención de la rueda.

Dentro de este contexto vertiginoso de cambios, el ritmo acelerado de desarrollo tecnológico supera considerablemente el de la sociedad: Aquellos nacidos en la década de los ochenta, por ejemplo, atestiguan un mundo analógico donde internet era apenas una noción de ciencia ficción, pero en el transcurso de su vida han experimentado la plena llegada de la era digital. Los cambios se desenvuelven en lapsos de tiempo cada vez más breves, y la Inteligencia Artificial (IA) no es una excepción a esta tendencia, acelerando el vértigo y el temor que esta tecnología - para muchos aparentemente mágica - despierta, suscitando cuestionamientos acerca de su auténtico potencial y cómo impactará en la vida humana.

En la literatura, se han presentado numerosos ejemplos de fantasías relacionadas con inteligencias no orgánicas y sus implicaciones en nuestra existencia [1-10], siendo común la proyección de una convivencia catastrófica entre humanos y máquinas. Surge entonces la interrogante de por qué prevalece esta tendencia al catastrofismo cuando se aborda la temática de la Inteligencia Artificial. ¿No podría ser la IA una herramienta que, empleada adecuadamente, contribuya a un progreso más armónico con nuestro entorno?

Estas interrogantes, de compleja resolución, previsiblemente serán objeto de profundas remodelaciones en los próximos años. Sin embargo, existe un campo en el que la IA ha sido implementada desde hace más de una década, proporcionando un terreno propicio para experimentar y comprender sus efectos en nuestras vidas: el ajedrez.

Dada la simplicidad de sus reglas, el ajedrez ha ejercido una atracción significativa para la ciencia computacional y de datos, lo que ha permitido la experimentación con conceptos de aprendizaje automático antes de extenderlos a otras áreas.

En este contexto, surge la pregunta sobre qué ha acontecido con la integración de la IA en el deporte de élite, específicamente en el ajedrez. ¿Acaso ha supuesto la extinción de la práctica humana o, contrariamente, ha contribuido a su mejora?

El ajedrez, como objeto de estudio, se erige como un termómetro que nos posibilita medir las consecuencias de la interacción humano-máquina, y mediante el análisis de su impacto, podrían aventurarse las posibles implicaciones de permitir que esta tecnología se incorpore plenamente en nuestras vidas.

En el presente trabajo, abordaremos un análisis exhaustivo de la evolución del ajedrez a lo largo de la

historia, centrándonos en la aparición e implementación de máquinas de análisis ajedrecístico y su influencia en este deporte de élite. La investigación se enfocará en comprender las implicaciones y efectos que la Inteligencia Artificial ha tenido en el ajedrez, evaluando cómo ha modificado los patrones de juego, el desarrollo estratégico o la toma de decisiones.

La relevancia de este estudio radica en que el ajedrez, debido a su complejidad estratégica y su historia como campo de experimentación para la ciencia computacional, constituye un escenario propicio para examinar la interacción humano-máquina y las consecuencias de la integración de la IA en actividades humanas altamente cognitivas. Al explorar el impacto de la IA en el ajedrez, es posible obtener una comprensión más profunda de cómo esta tecnología puede moldear el desarrollo de otras áreas de la sociedad.

En síntesis, este trabajo se enfocará en analizar la evolución histórica del ajedrez para desentrañar los efectos que han supuesto la utilización de la IA. Para ello utilizaremos métricas de desempeño (o rendimiento) que nos permitan valorar de manera objetiva lo bien (o mal) que se ha jugado una partida. Nuestra pregunta de hipótesis será, por lo tanto, la siguiente:

¿HA INFLUIDO LA IA EN EL DESARROLLO DEL AJEDREZ (ha cambiado el ajedrez con la aparición de la IA)? EN CASO AFIRMATIVO, ¿CÓMO EXACTAMENTE?

En el siguiente apartado exponemos en detalle el dataset que vamos a utilizar para dar respuesta a nuestra pregunta, exponemos además una justificación de su diseño y adquisición.

2 MATERIAL & MÉTODOS

Para la finalidad de este trabajo vamos a estudiar un dataset con las partidas de los campeonatos del mundo desde 1907 hasta 2023. Por limitaciones de computación no se han tenido en cuenta más partidas. Son una muestra perfecta para valorar la evolución histórica del desempeño ajedrecístico: estas partidas del campeonato mundial se caracterizan por su alto nivel de competitividad, estrategia y complejidad. Los jugadores participantes en estas contiendas son considerados los maestros más destacados del juego, lo que asegura que las partidas sean de gran calidad y desafío. Además, los campeonatos mundiales han sido testigos de enfrentamientos legendarios y momentos históricos que han dejado una huella indeleble en la historia de este deporte. El enfoque de analizar las partidas del campeonato mundial también permite una comparación histórica significativa, ya que abarca un amplio rango de épocas y estilos de juego. Esto facilita el estudio de la evolución del ajedrez a lo largo de los años y cómo han influido factores como la tecnología, la preparación y el nivel de los jugadores en la complejidad de las partidas.

En definitiva, la elección de utilizar solo partidas del campeonato mundial en este dataset se justifica por la relevancia histórica y competitiva de estos eventos. La riqueza de información que proporciona este conjunto de datos permitirá un análisis profundo y exhaustivo que contribuirá al entendimiento y apreciación de la complejidad y evolución de este fascinante juego a lo largo de la historia.

2.1 Métodos

La metodología utilizada para el análisis del dataset de ajedrez se centrará principalmente en el estudio del índice CPLM_combinado, una medida que mide la precisión con la que se juegan las partidas por parte de ambos bandos, blancas y negras. El objetivo de este análisis será entender cómo el desempeño (lo bien que se ha jugado) de las partidas evolucionará a lo largo del tiempo y cómo ha podido influir la aparición de la IA.

El primer paso en la metodología será realizar una exploración descriptiva del dataset para entender la distribución y características de los datos. Se calcularán estadísticas descriptivas, como medias, desviaciones estándar y cuartiles, para el CPLM_combinado y otras variables relevantes, como la complejidad, los resultados o el tipo de apertura. Esto permitirá identificar patrones y tendencias preliminares en los datos.

Posteriormente, se llevarán a cabo un análisis histórico de los datos que buscará contextualizar nuestro análisis y extraer los primeros patrones de comportamiento. Adicionalmente desarrollaremos un análisis de correlación y regresión para examinar la relación entre el CPLM_combinado y las variables predictoras. Se buscará determinar si el número de semijugadas, el conteo de piezas o la frecuencia de ciertas aperturas tienen una influencia significativa en la complejidad de las partidas.

2.2 Dataset empleado

Para evaluar la evolución del CPLM_combinado a lo largo del tiempo, se realizará un análisis de series temporales. Se dividirá el dataset en intervalos de tiempo adecuados, en este caso serán dos: consideraremos un primer periodo definido como “Pre-IA” que aglutinará los campeonatos realizados antes de 1997, año en el que la máquina venció por primera vez a un campeón del mundo de ajedrez, evento con el que se da el pistoletazo de salida a la era de la IA aplicada al ajedrez, y un segundo periodo conocido como “Pos-IA” que contemplará los campeonatos posteriores a 1997. La comparación del CPLM_combinado a través de estos intervalos permitirá detectar cambios significativos en el desempeño a lo largo de la historia del ajedrez.

Asimismo, se llevarán a cabo pruebas de hipótesis para examinar si existen diferencias significativas en el CPLM_combinado entre diferentes grupos, como torneos de diferentes épocas, aperturas específicas o jugadores.

En el análisis de datos, se utilizarán herramientas estadísticas y visualizaciones avanzadas, como gráficos de dispersión, boxplots y modelos de regresión, para presentar los resultados de manera clara y concisa.

Finalmente, se validarán los resultados obtenidos mediante técnicas de análisis no paramétricas y se discutirán las limitaciones del estudio. Además, se sugerirán áreas para futuras investigaciones, como la inclusión de otras variables o el análisis de subconjuntos específicos de datos.

En resumen, la metodología del análisis se basará en la exploración estadística, análisis de correlación, regresión, series temporales y pruebas de hipótesis, lo que proporcionará una comprensión detallada y rigurosa del índice CPLM_combinado y su relación con otros atributos presentes en el dataset. Los resultados obtenidos contribuirán al entendimiento de la complejidad en el ajedrez y ofrecerán una base sólida para futuras investigaciones en este emocionante campo de estudio.

2.2 Dataset empleado

Como ya hemos comentado, vamos a hacer nuestro análisis sobre un dataset con las partidas de los campeonatos del mundo desde 1907 hasta la actualidad (2023) extraídas de chessgames [11], una web de pago que permite acceder a una base de datos con prácticamente todas las partidas que se han disputado de manera oficial a lo largo del siglo XX y XXI. Esta web es una fuente muy común en los análisis ajedrecísticos, por la calidad de sus datos y fácil accesibilidad. El formato de los archivos descargados de esta base de datos es PGN, un formato específico para partidas de ajedrez. Debido a sus peculiaridades es conveniente detallarlo antes de continuar:

2.2.1 Adquisición de los datos: Archivos PGN

Los datos sobre ajedrez tienen una peculiaridad y es que tienen un formato estándar propio conocido como PGN (portable game notation). Surgieron como una solución para facilitar el intercambio y la difusión de

2.2 Dataset empleado

partidas y eventos ajedrecísticos en un formato estándar y legible tanto para humanos como para programas de ajedrez.

La necesidad de un formato estandarizado para registrar partidas de ajedrez surgió a medida que el juego se popularizaba y se celebraban cada vez más torneos y eventos. Antes de la creación de los archivos PGN, las partidas se registraban en diferentes formatos dependiendo del torneo o el organizador, lo que dificultaba la recopilación y el análisis de las partidas históricas. El formato PGN fue propuesto por Steven J. Edwards en 1994 y se basa en una sintaxis simple y legible. Cada partida se registra como un texto plano estructurado, lo que hace que los archivos PGN sean fáciles de leer y editar manualmente. Además, dado que son archivos de texto, ocupan poco espacio de almacenamiento y se pueden compartir fácilmente a través de internet. Los archivos PGN se componen de dos partes principales: la cabecera (header) y el cuerpo (body). La cabecera contiene información sobre los jugadores, la fecha, el lugar del torneo, el resultado, entre otros detalles relevantes de la partida. El cuerpo contiene las jugadas de la partida en notación algebraica (notación estándar y extendida en el mundo del ajedrez), registrando el movimiento de las piezas en cada turno. Gracias al formato PGN, los jugadores y los aficionados del ajedrez pueden acceder a una vasta colección de partidas históricas y contemporáneas, incluyendo partidas de campeonatos mundiales, torneos importantes y enfrentamientos legendarios. Esto ha contribuido enormemente al desarrollo y estudio del ajedrez, ya que permite analizar y aprender de las estrategias y tácticas empleadas por los grandes maestros. Hoy en día, los archivos PGN se utilizan ampliamente en plataformas de ajedrez en línea, bases de datos y programas de análisis. También son fundamentales para la organización y preservación del patrimonio ajedrecístico, garantizando que las partidas históricas y contemporáneas estén disponibles para futuras generaciones de jugadores y aficionados del ajedrez.

El proceso de transformar la información contenida en archivos PGN a un dataset manejable en R resulta un paso fundamental en nuestro análisis puesto que en su formato original resultaría ilegible. Para lograr este objetivo, se implementó un código en R [ANEXO A] que involucró el uso de diversas librerías, como `rchess`, `chess`, `tidyverse` y `stockfish`, entre otras. El código se estructuró en funciones auxiliares que permitieron una mayor organización y modularidad del proceso:

Primero, se exploraron archivos PGN de los diferentes campeonatos del mundo de ajedrez, con la ayuda de la función `read_game` de la librería `rchess`. A través de un bucle, se accedió a la cabecera de cada partida para extraer información relevante, como el resultado, los nombres de los jugadores, la cantidad de semijugadas, la fecha, la apertura utilizada y otros detalles.

Luego, se realizó un análisis de rendimiento utilizando el motor de ajedrez `stockfish 15.3` [12], con el cual se calcula la valoración (CPLM) según un algoritmo que viene detallado en el Anexo A que será nuestra métrica principal para valorar el desempeño en las partidas de ajedrez por parte de los jugadores.

A continuación, se limpiaron y transformaron los datos obtenidos en un `data.frame` manejable, incluyendo la categorización de los resultados de las partidas (victoria de blancas, tablas o victoria de negras), así

2.3 Métricas

como la interpretación de las aperturas utilizadas en cada partida.

Finalmente, se guardaron los datos obtenidos en archivos CSV, organizando cada evento de ajedrez en un archivo individual y creando un archivo maestro con todos los datos combinados. Esta organización facilitó la gestión y el análisis posterior de los datos.

Este proceso fue esencial para obtener una visión más profunda de la complejidad en las partidas de ajedrez a lo largo del tiempo y su relación con diferentes atributos. La combinación de habilidades en programación y conocimientos en ajedrez resultó fundamental en la realización de este análisis, proporcionando una base sólida para la investigación en el apasionante campo de la Ciencia de Datos aplicada al ajedrez.

Más adelante, en el apartado de Analisis Exploratorio de los Datos , describiremos en detalle el dataset y todas sus variables.

2.3 Métricas

Todo el tiempo hablamos de complejidad y desempeño, pero ¿qué significan exactamente estas palabras en nuestro contexto? Pues bien, el desempeño nos habla de lo precisa que ha sido una partida (también es atribuible a cada jugador, es decir, una partida tendrá una métrica de desempeño global pero además una métrica de desempeño por cada jugador). En nuestro caso vamos a utilizar EL CPLM (centipawn losses Mean), que expondremos en detalle a continuación:

2.3.1 CPLM

La Pérdida de Centipawn (CPLM) es una métrica ampliamente utilizada en el análisis de partidas de ajedrez para cuantificar la precisión y la calidad de los movimientos realizados por los jugadores.

Representa la diferencia en valor de las piezas entre la valoración de la posición antes de un movimiento y después de que se haya realizado. Un centipawn equivale a una centésima parte de un peón, la unidad básica de valor en el ajedrez. Por lo tanto, una CPLM de 100 indicaría que un jugador ha cometido un error equivalente a la pérdida de un peón. Cuanto mayor sea su valor, más imperfecto ha sido el desempeño: peor se ha jugado. Por lo que valores más cercanos a cero indicarán un mejor rendimiento del jugador o la partida: la CPLM también permite comparar el rendimiento entre diferentes partidas, eventos o jugadores.

En resumen, la Pérdida de Centipawn es una herramienta esencial en el análisis de ajedrez, que proporciona una medida objetiva de la precisión y calidad de los movimientos en una partida. Su utilidad radica en la identificación de errores y aciertos, así como en la comparación y mejora del rendimiento de los jugadores. Como resultado, se ha convertido en una herramienta valiosa para la comunidad ajedrecística en el estudio y comprensión del juego y en la toma de decisiones estratégicas durante una partida.

2.3 Métricas

2.3.2 Complejidad

Otra figura de mérito que vamos a utilizar la hemos denominado Complejidad, y mide la complejidad de una partida en función de tres variables, las veces que una apertura ha sido utilizada con anterioridad, el número de movimientos totales realizados y el número de piezas que quedan sobre el tablero en la jugada 40. Se ha normalizado entre 0 y 1, siendo cero nada compleja y 1 la partida más compleja. Es una métrica que resulta útil para ponderar el conocimiento de cada época y valorar en contexto el desempeño de los jugadores. Un jugador actual tiene muchos más conocimientos teóricos que uno de hace un siglo, por lo que habrá posiciones que le resulten muy sencillas o que directamente conozca por la teoría que resultarían un misterio para el jugador de hace un siglo, compensar esta adquisición de conocimientos es necesario a la hora de valorar la performance de cada jugador en su contexto. Esta métrica corrige este aumento del conocimiento adquirido en función del tiempo, que por otra parte es connatural a cualquier deporte o desempeño humano: el conocimiento se acumula haciendo que las generaciones siguientes partan desde una base que no tenía la generación anterior. Es una métrica sencilla que permite en futuros trabajos validarla con más rigurosidad y criterio. Tiene un amplio margen de mejora, pero para el alcance de este trabajo nos es más que suficiente ya que nos servirá simplemente como apoyo a las interpretaciones que hagamos del CPLM, métrica mucho más consolidada y que nos dará información fiable sobre el desempeño de las partidas.

Sobre el análisis de estas dos figuras de mérito construiremos toda la narrativa de este trabajo.

3 RESULTADOS

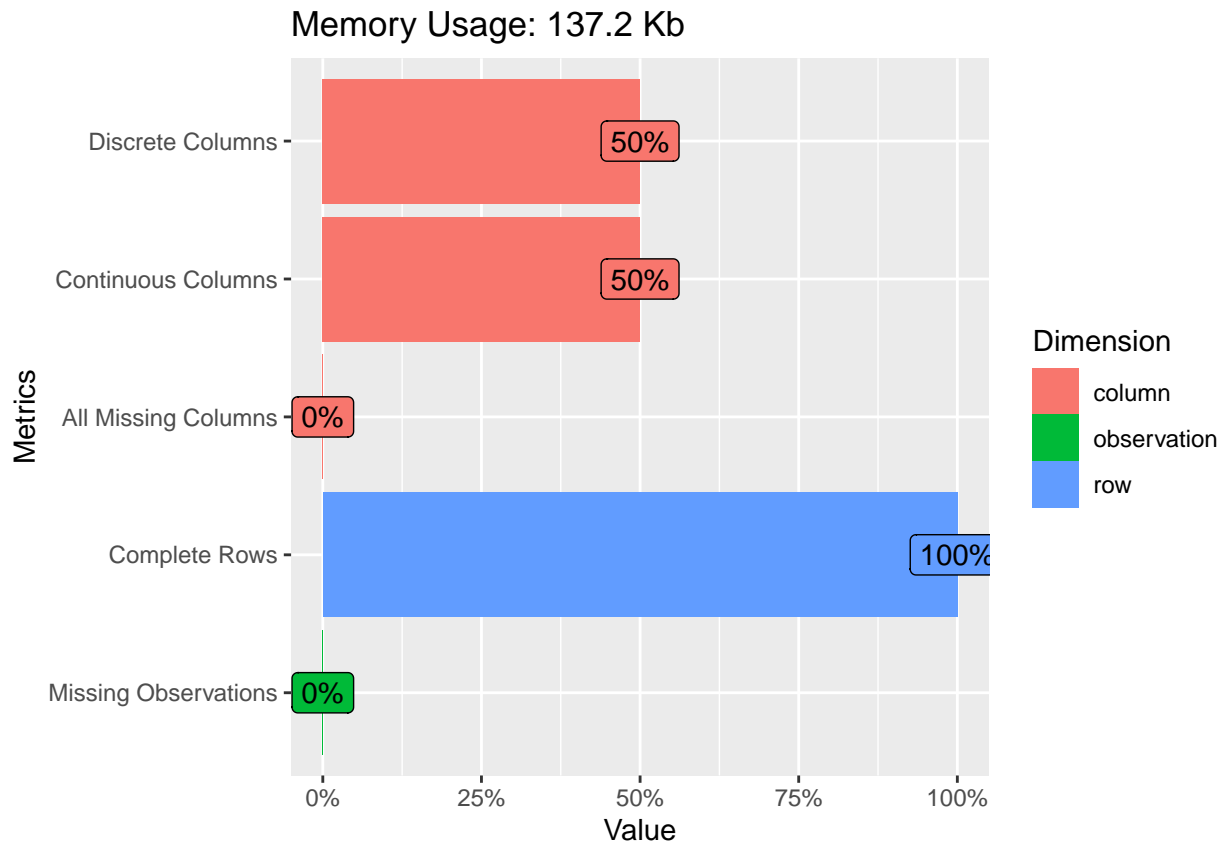
En esta sección, se presentan los hallazgos clave derivados del análisis del dataset. Se describen en detalle los análisis estadísticos y las pruebas de hipótesis realizadas para examinar la complejidad de las partidas a lo largo del tiempo y su relación con otros atributos. Los resultados ofrecen una visión profunda de la evolución del ajedrez y su complejidad a través del siglo XX. Además, se destacan las relaciones significativas entre el desempeño y variables específicas, lo que aporta nuevos conocimientos en la intersección del ajedrez, machine learning e inteligencia artificial.

3.1 Cálculo de la potencia estadística

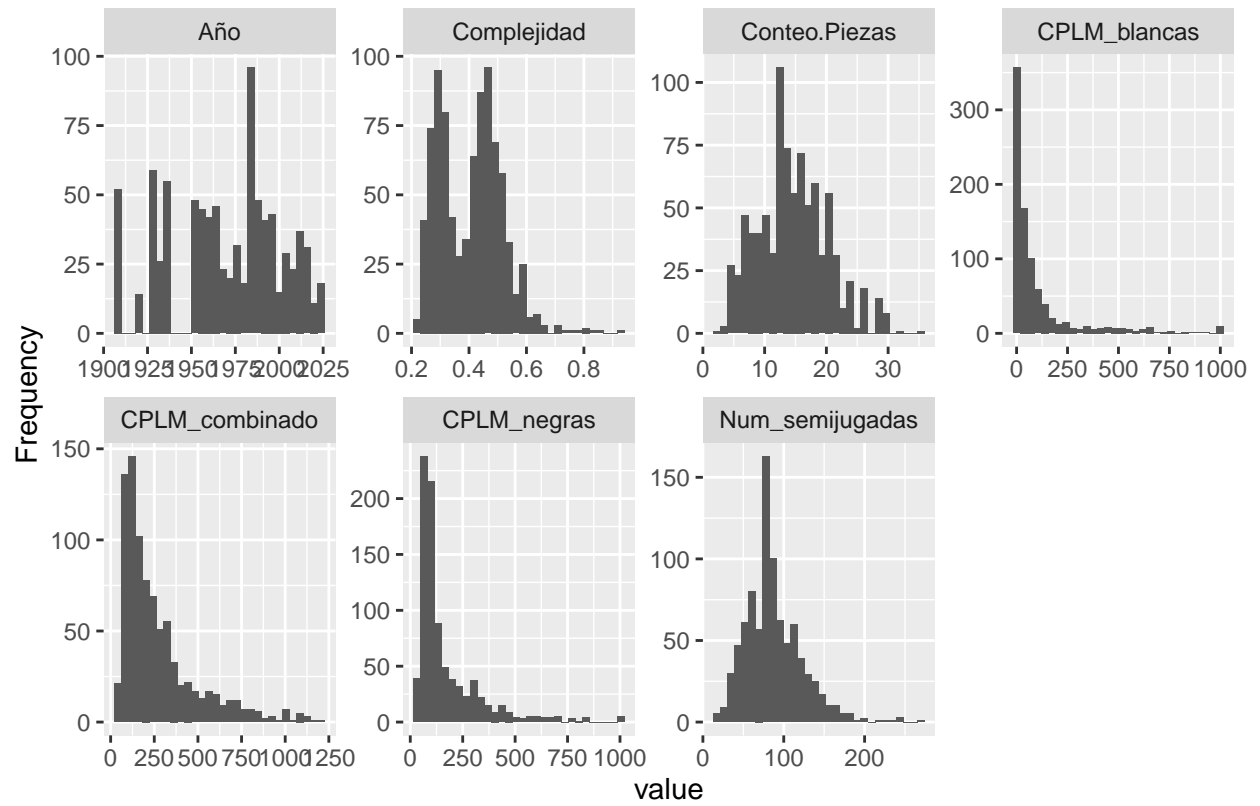
Antes de iniciar el análisis es conveniente calcular la potencia estadística de nuestra muestra para conocer la capacidad de descubrir patrones ocultos en los datos con la cantidad de observaciones que tenemos. En este caso, tenemos 872 observaciones correspondientes a las partidas disputadas en los campeonatos del mundo desde 1907 hasta 2023 (42 campeonatos en este intervalo de tiempo), por cada evento tenemos una media de 20 observaciones, deseamos encontrar relaciones con un tamaño de efecto de al menos 0.2 y un nivel de significación estándar (0.05), por lo que nuestra potencia estadística, una vez calculada, será: 0.88, que se considera una potencia muy buena en la mayoría de la bibliografía. Como no existen estudios académicos centrados en el estudio historicista del ajedrez, no tenemos literatura de referencia, es por eso que vamos a elegir valores estándar para nuestro estudio.

```
##
##      Balanced one-way analysis of variance power calculation
##
##           k = 42
##           n = 20
##           f = 0.2
##      sig.level = 0.05
##           power = 0.8769345
##
## NOTE: n is number in each group
```

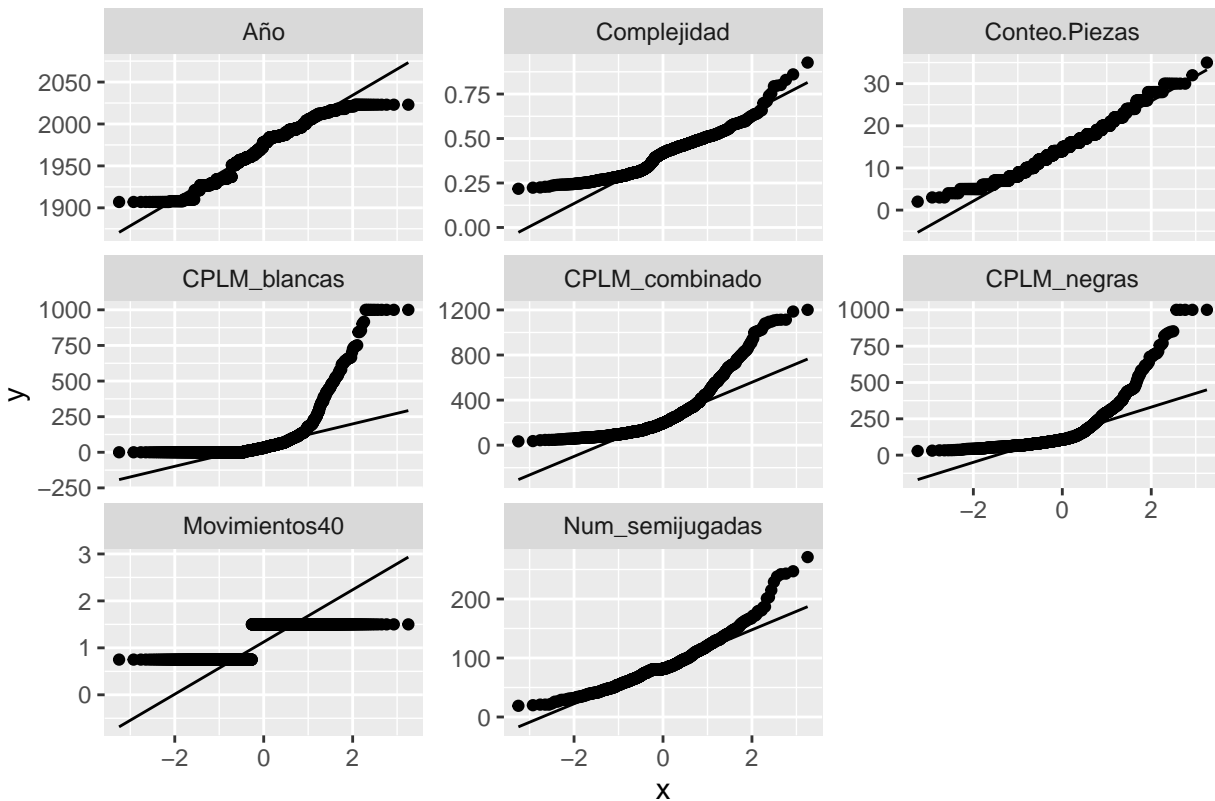
Una vez conocemos la potencia estadística de nuestro dataset, que hemos visto que es suficiente para detectar comportamientos significativos, procedemos a hacer un análisis exploratorio de los datos que nos permita entender la composición detallada del dataset con el que vamos a trabajar.



3.2 Análisis exploratorio de los datos



3.2 Análisis exploratorio de los datos



De las gráficas y tablas presentadas más arriba podemos extraer una descripción del dataset como sigue:

1. Descripción de las variables:

- (a) Año: describe el año en el que ocurrió el evento.
- (b) Evento: nombre/descripción del campeonato mundial ocurrido.
- (c) Blancas/Negras: nombre de los jugadores que manejaban dichas piezas en cada partida.
- (d) Num_semijugadas: numero de movimientos totales que se dieron durante la partida (suma de los movimientos de blancas más los de negra).
- (e) Apertura: Código ECO de la FIDE que cataloga las aperturas según una codificación estandarizada en 500 posibles variaciones.
- (f) Resultados: Variable categórica que enuncia los resultados de la partida, ganan blancas, negras, o tablas.
- (g) Conteo Piezas: número de piezas que quedan en el tablero tras la jugada 40. Se elige la jugada 40 por ser la jugada donde se añade tiempo al reloj de los adversarios por lo que se suele considerar un punto de control importante en el desarrollo de las partidas.

3.3 Análisis histórico

- (h) Periodo: Variable binomial, determina si la partida/observación ocurrió antes o después de utilizar tecnología de ML/IA para estudiar y analizar el ajedrez.
 - (i) 40movimientos: Variable lógica que dice si la partida ha durado más de 40 movimientos o no.
 - (j) Apertura_simplificada: dada la complejidad de la codificación ECO de aperturas, hemos simplificado las 500 aperturas a 26 familias de aperturas, lo que nos permitirá un mejor análisis.
 - (k) CPLM: Todas las variaciones contempladas de esta métrica, para las blancas, para las negras y la combinada que es la suma simple de ambas. Como hemos visto, será la métrica principal para realizar nuestras pruebas de hipótesis.
 - (l) Complejidad: La otra métrica que vamos a utilizar para valorar las partidas.
2. Ninguna variable presenta valores perdidos.
 3. Vemos que la mayoría de los datos se desvían de la normalidad como se puede observar en las gráficas qq, por lo que será conveniente trabajar con métodos no paramétricos a la hora de realizar inferencia estadística.
 4. Vemos la existencia de posibles observaciones extremas, sin embargo, por la naturaleza de los datos, sabemos que son valores intrínsecos al ajedrez, es decir, se dan de manera natural, y por lo tanto los incluiremos en los análisis.

Ahora que ya conocemos en detalle el dataset pasemos a trabajar con él.

3.3 Análisis histórico

En este primer análisis vamos a recorrer la historia de los campeonatos del mundo hasta la actualidad para hacernos con una imagen general de la evolución de este milenar juego. El objetivo de este primer análisis será ganar perspectiva global antes de abordar las pruebas de hipótesis.

Empezaremos representando ambas métricas centrales de nuestro estudio, CPLM_combinado y Complejidad, para cada evento (que estarán etiquetados por año para su mejor interpretación). En la figuras “figure 1” y “figure 2” se pueden observar los resultados.

Si nos centramos en el CPLM combinado (CPLM a partir de ahora) vemos que la tendencia es claramente descendente a lo largo del tiempo [fig. 3 y 4], sin embargo vemos que el comportamiento entre eventos es muy dispar. Observamos un mínimo local en los años 1921 y 1927, correspondientes a los campeonatos que enfrentaban a Lasker y Capablanca (1921) y Capablanca vs Alekhine (1927), considerados los tres leyendas y renovadores del ajedrez de su época. Vemos que tal percepción de ellos coincide con su nivel performativo. Luego el CPLM vuelve a subir para decrecer paulatinamente hasta un nuevo mínimo en 1984 que corresponde al mítico enfrentamiento entre Karpov y Kasparov que se considera por muchos el

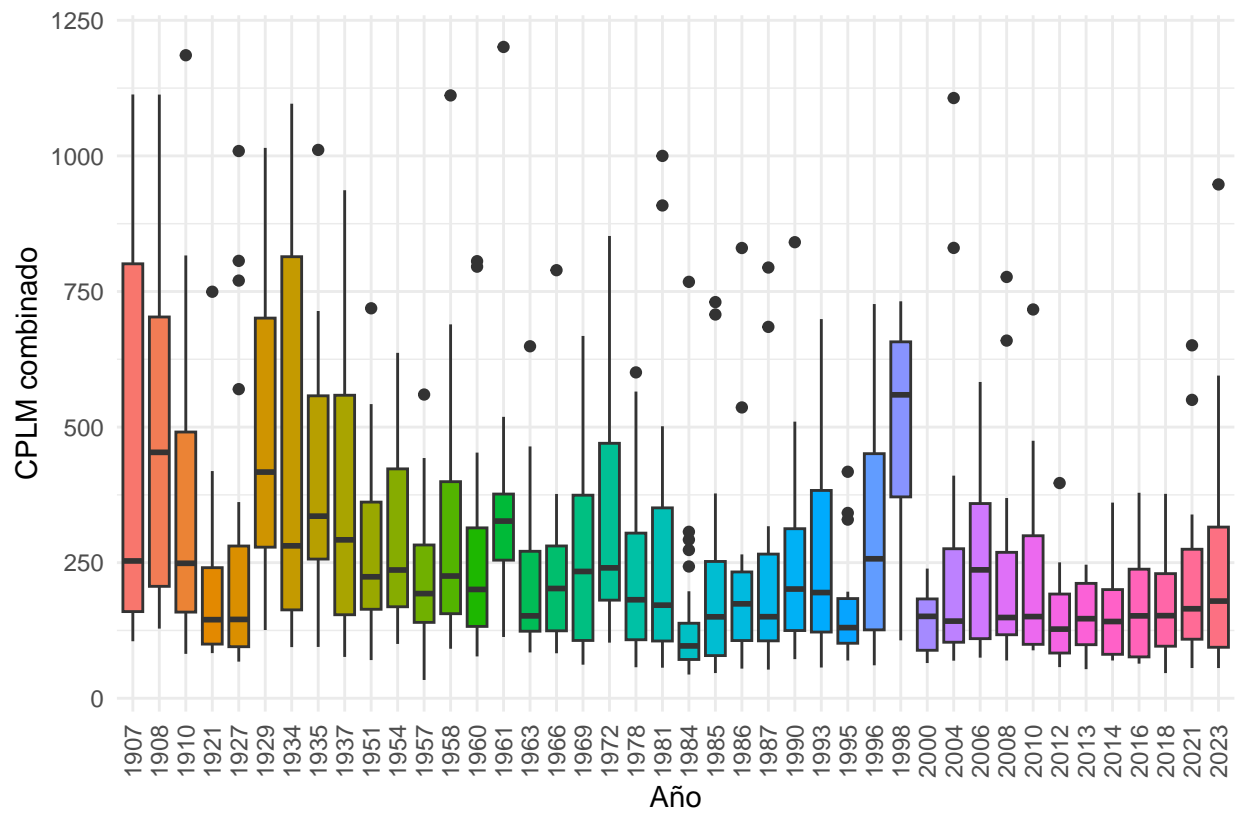


figura 1

Figure 1: Diagrama de cajas del desempeño, CPLM, por años de los campeonatos del mundo

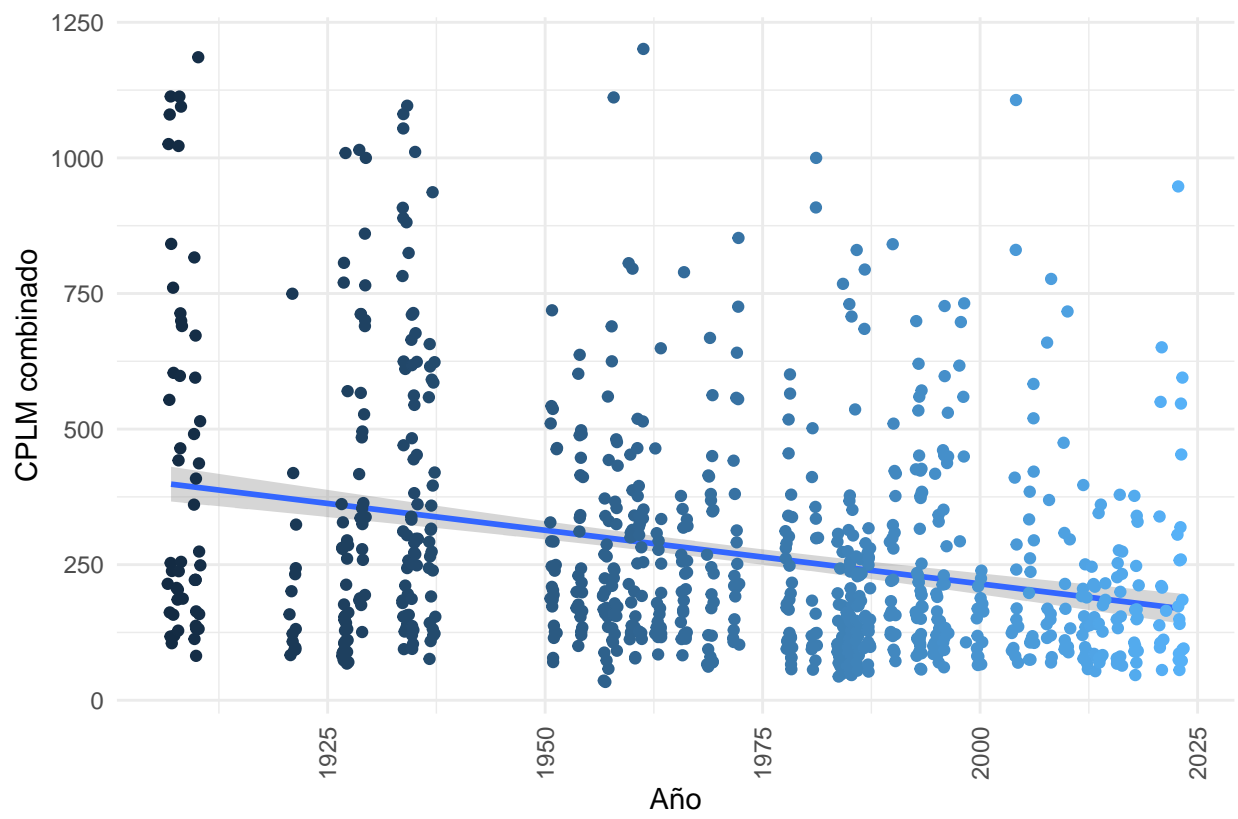


figura 1

Figure 2: Gráfica de Dispersión con Regresión Lineal del CPLM a lo largo de los años

3.3 Análisis histórico

enfrentamiento más grande de la historia del deporte mundial. En este encuentro trasciende lo puramente deportivo ya que suponía el enfrentamiento entre dos formas de entender el poder de la URSS en ese momento, Karpov era el jugador del régimen, un ejemplo del buen hacer soviético, mientras que Kasparov era el díscolo, el jugador que simbolizaba la renovación del régimen. Durante el encuentro se acusaron mutuamente de espionaje e intentos de boicot. Fue sin duda un evento que trascendió lo puramente deportivo; sin embargo, como se puede ver en la gráfica, lo más espectacular ocurrió en el tablero, desarrollando ambos un juego casi perfecto que elevó la leyenda de su rivalidad a las cotas que aún hoy en día conservan. Vemos, sin embargo, que a pesar de tener una tendencia claramente descendente [fig. 2], en 1998 ocurre un máximo local, correspondiente al campeonato entre Karpov y Anand. Este evento ocurre en un momento de ruptura de los organismos mundiales del ajedrez y marca el final de una era: la de la hegemonía de Karpov y Kasparov. Es llamativa que la performance de ambos jugadores fuese tan baja para un campeonato del mundo, sin embargo se puede explicar por este mismo contexto: Karpov estaba ya de retirada, y Anand aún no era el jugador que demostró ser unos años después. En la tabla siguiente se listan los diez campeonatos con menor CPLM (mejor rendimiento de los jugadores), trabajamos con mediana ya que los datos no cumplen normalidad y nuestras pruebas de hipótesis se van a basar en métodos no paramétricos.

Table 1: Tabla Ranking 10 mejores campeonatos por CPLM

Año	variable	n	median	iqr
1984	CPLM_combinado	36	96.525	66.818
2012	CPLM_combinado	16	127.488	108.751
1995	CPLM_combinado	18	130.238	82.345
2014	CPLM_combinado	11	141.481	119.371
2004	CPLM_combinado	14	142.250	172.381
1921	CPLM_combinado	14	144.881	140.934
1927	CPLM_combinado	34	145.306	185.667
2013	CPLM_combinado	10	146.709	113.044
2008	CPLM_combinado	11	148.880	151.952
1985	CPLM_combinado	36	150.122	173.571

Vemos cómo efectivamente el encuentro de 1984 es el más perfecto de todos con una mediana de 96.5 CPLM, vemos que los campeonatos del nuevo milenio están entre los mejores y que entre ellos se cuelan los disputados por Capablanca en los años 20, con lo meritorio de jugar tan bien en una época donde la teoría ajedrecística apenas acababa de despegar.

De estas gráficas del desempeño, CPLM, podemos extraer una primera percepción: con el tiempo se juega mejor al ajedrez. Es una conclusión un poco evidente, ya que como hemos visto en el apartado de métodos el aprendizaje es acumulativo a lo largo del tiempo. Para intentar compensar este efecto encadenado vamos a hacer el mismo análisis sobre la variable complejidad, que corrige este aumento intrínseco del conocimiento a lo largo del tiempo:

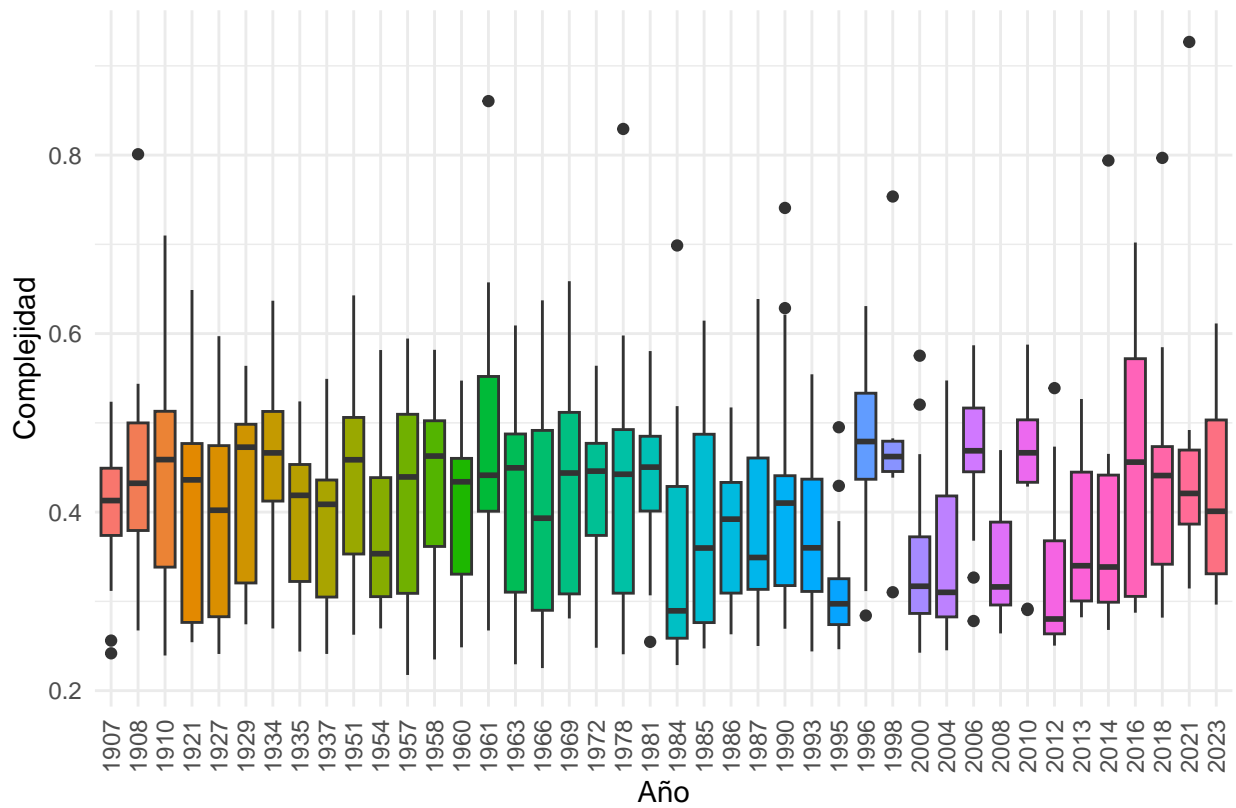


figura 1

Figure 3: Diagrama de cajas de la complejidad por años de los campeonatos del mundo

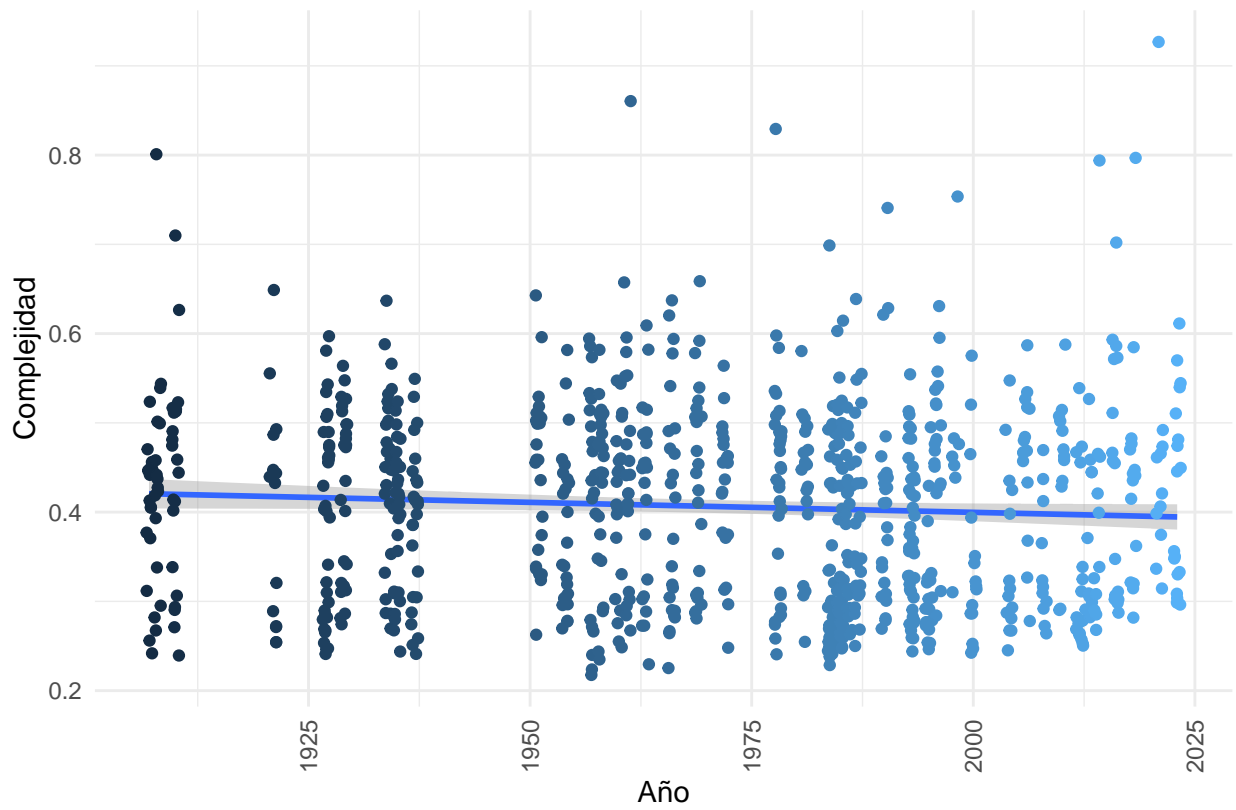


figura 1

Figure 4: Gráfica de Dispersión con Regresión Lineal de la complejidad a lo largo de los años

3.3 Análisis histórico

Si ahora observamos la evolución de la variable Complejidad a lo largo de los eventos, vemos que esta se mantiene más estable con un ligerísimo desdenso de la tendencia a lo largo de los años. Como venimos diciendo esto se debe a la corrección introducida por aprendizaje, es decir, conforme avanza el tiempo se tiene más conocimiento de la teoría de ajedrez, y por eso se ve como a pesar de jugar más preciso con el tiempo la complejidad no se incrementa sino que se mantiene aproximadamente estable. Como dijimos en la sección de metodología esta métrica es muy básica y sólo nos sirve como apoyo al estudio del CPLM, pero se requeriría estudios posteriores para validarla y afinarla y así obtener conclusiones más estables y fiables. Aún así nos sirve para poder observar cómo en función del conocimiento de cada época los jugadores tienen desempeños muy similares, dejando clara que la calidad y brillantez no depende de la época y que muy probablemente un jugador como Lasker o Capablanca en la época actual tendría desempeños muy similares al de los jugadores contemporáneos como Carlsen o Ding Liren. Sin embargo, esta dependencia temporal puede llevarnos a conclusiones erróneas, por lo que el siguiente análisis lo realizaremos sobre datos agregados por jugadores.

3.3.1 Datos agregados por jugador: Desempeño por Jugador

Para evitar la dependencia temporal de los datos, vamos a tratarlos a partir de ahora como datos agregados por jugador. Para ello creamos un nuevo dataset donde las observaciones son por jugador y no por partidas. Una vez creado realizamos un estudio del desempeño de cada jugador basados en la CPLM. [Tablas 2 y 3]

Table 2: Tabla Ranking Desempeño de jugadores

Jugador	n	media	sd
Boris Gelfand	16	63.56137	70.69595
Magnus Carlsen	63	65.54151	48.51851
Garry Kasparov	197	88.22639	106.90796
Jose Raul Capablanca	48	92.85272	128.84569
Sergey Karjakin	16	102.37374	102.61413
Anatoly Karpov	240	104.49951	128.95824
Viswanathan Anand	85	109.84861	122.76217
Tigran Vartanovich	69	110.21241	122.69006
Petrosian			
Vladimir Kramnik	55	114.04456	158.53334
Ding,Liren	18	115.30189	122.86355

En la tabla 2, desempeños por jugadores, Vemos que Gelfand es el que mejor desempeño de media tiene (cplm= 63.56137), aunque resulta curioso que el único campeonato que disputó, y del que se extrae este valor de CPLM, lo perdió frente a Anand que tuvo un peor desempeño (cplm = 85.5 para ese año), ¿qué significa esto? Un tema central en el ajedrez es ser capaz de materializar tus ventajas, es decir, y dicho coloquialmente: rematar el trabajo; y es uno de los aspectos cualitativos más significativos de las grandes figuras de la historia del ajedrez: a pesar de tener pocas ventajas son capaces de materizarlas en victorias a

3.4 Estudio de aperturas

Table 3: Tabla Ranking Desempeño de jugadores por evento

Jugador	Año	n	media	sd
Anatoly Karpov	1984	36	51.19246	53.78948
Jose Raul Capablanca	1921	14	54.83753	39.52641
Magnus Carlsen	2018	15	56.07584	33.48001
Vladimir Kramnik	2000	15	56.90009	39.50157
Magnus Carlsen	2013	10	62.76094	32.40287
Garry Kasparov	1995	18	62.96354	54.17366
Boris Gelfand	2012	16	63.56137	70.69595
Anatoly Karpov	1981	18	64.52748	79.78246
Magnus Carlsen	2016	16	67.15394	48.93860
Garry Kasparov	1985	36	67.67480	71.95487

la mínima oportunidad. Anand consiguió transformar mejor sus ventajas y ganar partidas con menos precisión que su oponente, por eso Anand es uno de los grandes de la historia y Gelfand es considerado de segunda línea. Del resto de jugadores que han sido campeones o han jugado más de un campeonato del mundo, vemos que destacan Carlsen y Kasparov con desempeños muy cercanos a Gelfand pero con muchas más partidas en campeonatos del mundo que éste. Si desagregamos por Año (Tabla 3), vemos que el mejor desempeño es el de Karpov en 1984 y después Capablanca en 1921. Es llamativo ver que de los diez mejores desempeños tres pertenecen a Carlsen en los años 2013, 2016 y 2021, es el jugador que más veces aparece en el top 10 de desempeños por evento, dando cuenta de su tremendo nivel y estabilidad a lo largo de los años: para muchos es considerado el mejor jugador de todos los tiempos. En la siguiente gráfica [fig. 5] podemos ver el diagrama de cajas con los desempeños de cada jugador. El hecho de que Capablanca se encuentre siempre en los puestos más altos de los rankings de desempeño habla de lo privilegiado de su conocimiento del ajedrez: es capaz de competir en desempeño con los jugadores modernos que cuentan con el apoyo de la IA. Hay que tener una mente muy privilegiada para conseguir tales desempeños - y más viendo el desempeño medio de sus coétaneos y los eventos ocurridos en su época (como vimos con el CPLM sus eventos marcan un mínimo local muy pronunciado en los años 1921 y 1927) -.

Hasta ahora hemos analizado el desempeño en función del CPLM por eventos y jugadores. Pero muchas son las variables que intervienen en el desempeño de una partida. Una de ellas es el tipo de apertura elegida por los jugadores. Así que lo siguiente que vamos a realizar es un análisis de las performances por aperturas y para diversos objetivos.

3.4 Estudio de aperturas

Empezaremos comparando si existen diferencias significativas según apertura para cada color, es decir, si es significativamente distinto jugar con un color u otro según qué aperturas:

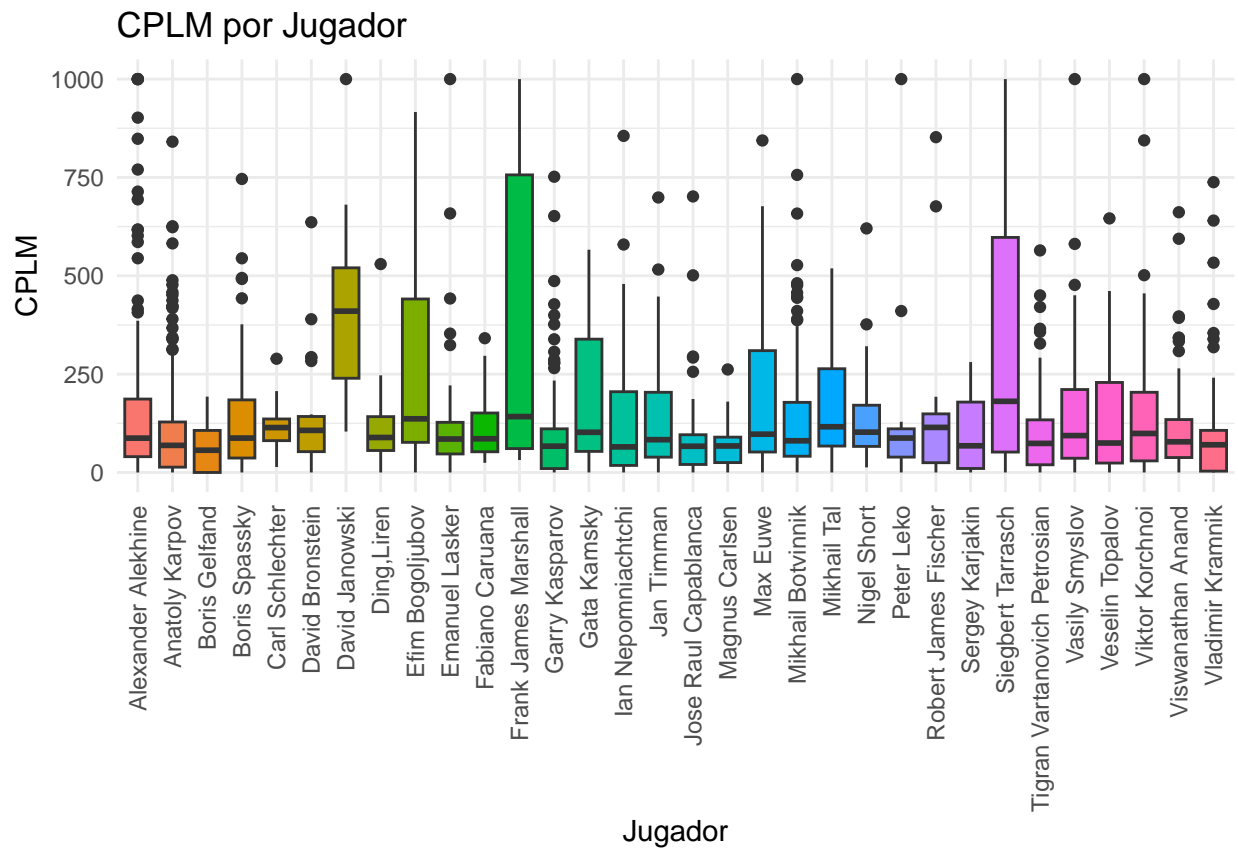


Figure 5: Diagrama de cajas con el desempeño de cada jugador

3.4 Estudio de aperturas

```
## # A tibble: 1 x 7
##   .y.      group1      group2      n1      n2 statistic      p
## * <chr>    <chr>      <chr>      <int> <int> <dbl>    <dbl>
## 1 valor_CPLM CPLM_blancas CPLM_negras  872   872  174108 6.93e-86
```

Table 4: Aperturas con diferencias significativas entre blancas y negras

Apertura_simplificada	group1	group2	n1	n2	p	p.signif	p.adj	p.adj.signif	
Catalana	valor_CPLM	CPLM_blancas	CPLM_negras	15	15	4.72e-03	**	4.72e-03	**
Def. India de Rey Española	valor_CPLM	CPLM_blancas	CPLM_negras	38	38	3.76e-02	*	3.76e-02	*
Francesa	valor_CPLM	CPLM_blancas	CPLM_negras	105	105	1.40e-02	*	1.40e-02	*
Gambito de Dama aceptado	valor_CPLM	CPLM_blancas	CPLM_negras	40	40	9.70e-06	****	9.70e-06	****
Gambito de Dama aceptado	valor_CPLM	CPLM_blancas	CPLM_negras	120	120	8.60e-06	****	8.60e-06	****
Grunfeld	valor_CPLM	CPLM_blancas	CPLM_negras	40	40	7.10e-06	****	7.10e-06	****
India/Nimzo India de Dama Inglesa	valor_CPLM	CPLM_blancas	CPLM_negras	100	100	4.54e-04	***	4.54e-04	***
Neo-Grunfeld	valor_CPLM	CPLM_blancas	CPLM_negras	56	56	1.14e-02	*	1.14e-02	*
	valor_CPLM	CPLM_blancas	CPLM_negras	7	7	1.84e-04	***	1.84e-04	***

Vemos que la prueba de hipótesis nos da un p-valor de 6.93e-86, con lo que existen diferencias significativas entre el CPLM de blancas y el de negras según qué aperturas. Para conocer en detalle las aperturas con diferencias hacemos una comparación ad hoc cuyos resultados se expresan en la Tabla 4. Esto es muy importante a la hora de seleccionar aperturas, pues si los desempeños tienden con claridad hacia uno de los dos colores, pueden resultar contraproducentes para uno mismo en función del bando que te toque, es decir, si juegas de blancas una apertura que tiene diferencias desfavorables y significativas con respecto a jugar de negras, tus probabilidades de victoria van a ser menores. Cabe destacar las diferencias significativas que existen entre blancas y negras para la Francesa (muy desventajosa para negras), el Gambito de Dama Aceptado o la Grunfeld. Aperturas que resultaron muy populares a comienzos de siglo XX pero que se han ido abandonando con el transcurso del siglo (sobre todo la Francesa) por razones que se nos hacen evidentes tras la prueba de hipótesis realizada. En el siguiente estudio analizaremos en más profundidad este fenómeno:

Nos haremos ahora la siguiente pregunta: ¿existen diferencias significativas en la performance de las aperturas para cada época? Para ello vamos a analizar las aperturas según su frecuencia de uso en cada

3.4 Estudio de aperturas

época y su ratio de éxito según la jueguen blancas o negras. en las tablas 5 a la 8 vemos representados dichos valores:

Table 5: Aperturas más ventajosas para blancas PRE-IA

Periodo	Apertura_simplificada	Resultados	n	porcentaje
Pre-IA	Neo-Grunfeld	Blancas ganan	6	0.6000000
Pre-IA	Francesa	Blancas ganan	34	0.4473684
Pre-IA	Grunfeld	Blancas ganan	30	0.4411765
Pre-IA	Peon Dama	Blancas ganan	6	0.3750000
Pre-IA	Española	Blancas ganan	46	0.3538462
Pre-IA	Holandesa	Blancas ganan	8	0.3076923
Pre-IA	Def. India de Rey	Blancas ganan	22	0.2894737
Pre-IA	At. Indio de Rey	Blancas ganan	8	0.2857143
Pre-IA	India/Nimzoindia	Blancas ganan	46	0.2738095
Pre-IA	Gambito de Dama aceptado	Blancas ganan	50	0.2688172
Pre-IA	Inglesa	Blancas ganan	24	0.2666667
Pre-IA	Caro-kann	Blancas ganan	14	0.2058824
Pre-IA	Gambito de Dama declinado	Blancas ganan	52	0.2047244
Pre-IA	Siciliana	Blancas ganan	18	0.1551724

Table 6: Aperturas más ventajosas para blancas POS-IA

Periodo	Apertura_simplificada	Resultados	n	porcentaje
Pos-IA	Francesa	Blancas ganan	2	0.5000000
Pos-IA	Neo-Grunfeld	Blancas ganan	2	0.5000000
Pos-IA	Peon Dama	Blancas ganan	2	0.5000000
Pos-IA	Catalana	Blancas ganan	6	0.4285714
Pos-IA	Grunfeld	Blancas ganan	4	0.3333333
Pos-IA	Gambito de Dama declinado	Blancas ganan	12	0.2727273
Pos-IA	Gambito de Dama aceptado	Blancas ganan	14	0.2592593
Pos-IA	At. Indio de Rey	Blancas ganan	2	0.2500000
Pos-IA	Caro-kann	Blancas ganan	2	0.2500000
Pos-IA	India/Nimzoindia de Dama	Blancas ganan	8	0.2500000
Pos-IA	Siciliana	Blancas ganan	8	0.2352941
Pos-IA	Inglesa	Blancas ganan	4	0.1818182
Pos-IA	Def. Petrov	Blancas ganan	2	0.1428571
Pos-IA	Española	Blancas ganan	10	0.1250000

La apertura más común en la época pre -IA es el gambito de Dama (1.d4), mientras que en la era pos-IA es la española (1.e4), aunque todavía se considera sólida 1.d4 (de hecho los módulos la consideran la más sólida), el juego con e4 es mucho más dinámico y posible de jugar desde la perspectiva humana y se considera la mejor opción para ganar con blancas en la actualidad.

3.4 Estudio de aperturas

Table 7: Aperturas más ventajosas para negras PRE-IA

Periodo	Apertura_simplificada	Resultados	n	porcentaje
Pre-IA	Holandesa	Negras ganan	6	0.2307692
Pre-IA	Gambito de Dama	Negras ganan	46	0.1811024
Pre-IA	declinado India/Nimzoindia	Negras ganan	30	0.1785714
Pre-IA	de Dama Caro-kann	Negras ganan	12	0.1764706
Pre-IA	Def. India de Rey	Negras ganan	12	0.1578947
Pre-IA	Siciliana	Negras ganan	18	0.1551724
Pre-IA	Española	Negras ganan	18	0.1384615
Pre-IA	Inglesa	Negras ganan	12	0.1333333
Pre-IA	Gambito de Dama aceptado	Negras ganan	14	0.0752688

Table 8: Aperturas más ventajosas para negras POS-IA

Periodo	Apertura_simplificada	Resultados	n	porcentaje
Pos-IA	Italiana	Negras ganan	2	0.3333333
Pos-IA	Caro-kann	Negras ganan	2	0.2500000
Pos-IA	Gambito de Dama	Negras ganan	8	0.1818182
Pos-IA	declinado Gambito de Dama	Negras ganan	8	0.1481481
Pos-IA	aceptado Def. Petrov	Negras ganan	2	0.1428571
Pos-IA	Española	Negras ganan	8	0.1000000
Pos-IA	Inglesa	Negras ganan	2	0.0909091
Pos-IA	India/Nimzoindia	Negras ganan	2	0.0625000
Pos-IA	de Dama Siciliana	Negras ganan	2	0.0588235

En [Tablas 5 - 8] hemos agrupado aperturas por periodo y comparado los porcentajes de victoria con cada color. Es llamativo observar que la Francesa fue la segunda apertura más exitosa Pre-IA y la primera Pos-IA para blancas. Al tratarse de una defensa, es decir, es una apertura en la que sólo se entra si el negro quiere, es decir, que es una apertura elegida por negras, podemos ver que no resultaba una buena elección ya que en el 44.73% de las veces las blancas ganaban (esto encaja perfectamente con lo visto en el apartado anterior que nos decía que había diferencias muy significativas entre blancas y negras). De hecho vemos que en el periodo Pos-IA apenas se ha utilizado (1% frente al 5.4% Pre-IA) ???. Hoy en día es una apertura que no se suele jugar en la élite porque lleva a posiciones ventajosas de blancas si no juegas perfecto, se considera demasiado arriesgada para el rédito que obtienes. También vemos que las defensas Grunfelds (Grunfeld y Neo-Grunfeld) gozaban de buena popularidad en el periodo Pre-IA, sin embargo el ratio de victorias para blancas está por encima del de la Francesa, por lo que, de similar modo, no resulta una opción adecuada para las negras (idénticamente a la francesa, estas conclusiones concuerdan con lo visto en el apartado anterior), aunque su uso en el periodo Pos-IA no ha decaído tanto: representan un 3.5% de las aperturas frente al 4.8% Pre-IA.

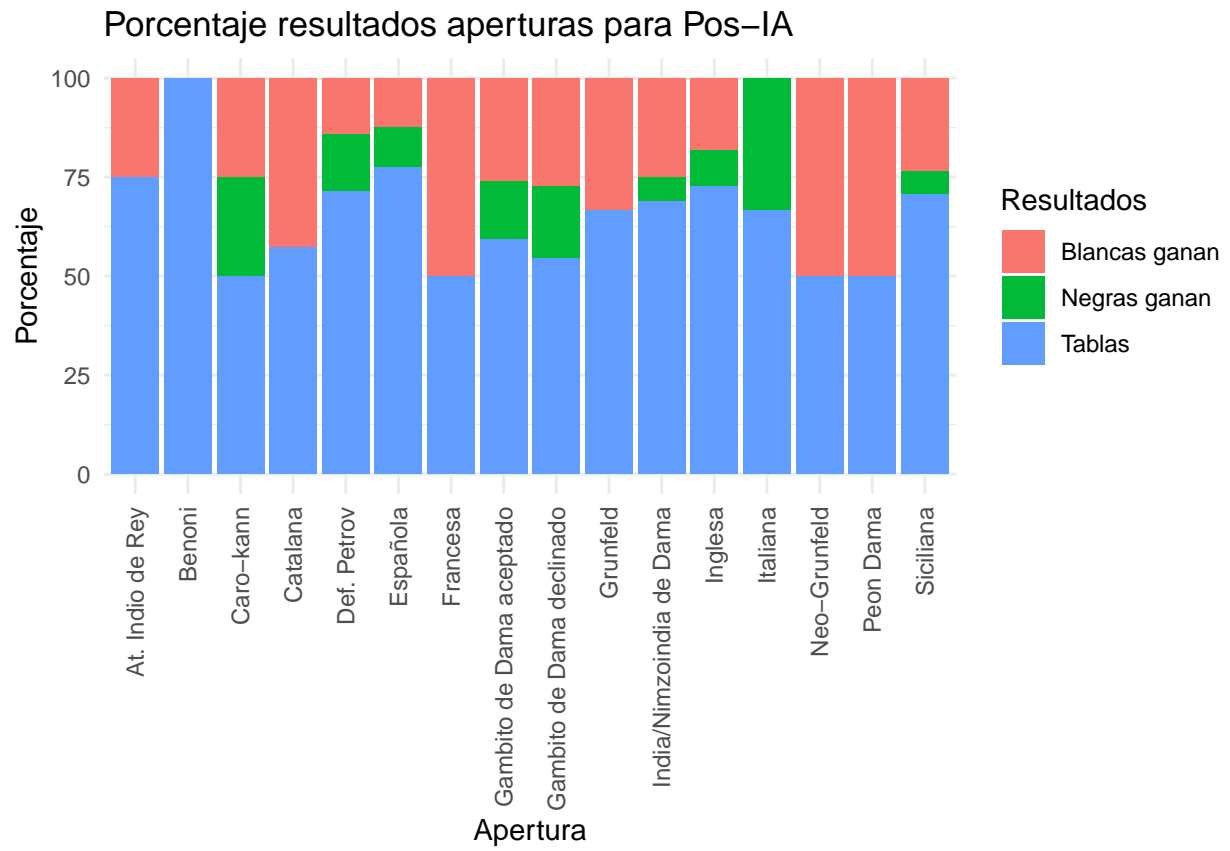
3.4 Estudio de aperturas

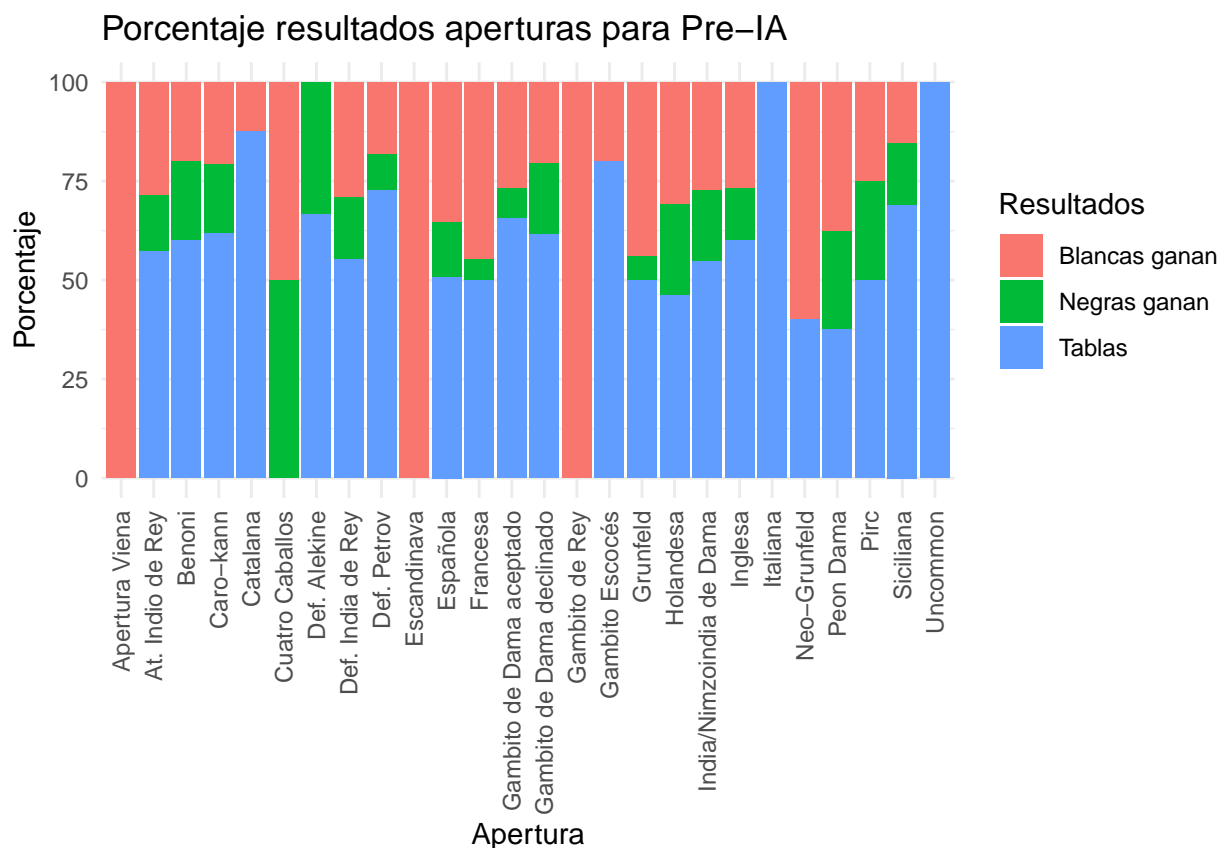
Si analizamos ahora las aperturas con mejor porcentaje de victoria para negras lo primero que podemos observar es que los porcentajes son más bajos, es decir, se gana menos de negras. Lo siguiente a destacar es que el Gambito de dama tanto declinado como aceptado presentan los mejores porcentajes de victoria tanto en el periodo Pre-IA como Pos-IA. En el periodo Pre-IA la más exitosa es la Holandesa (contra 1.d4) mientras que Pos-IA es la italiana (contra 1.e4). Podemos apreciar que las aperturas pre-IA suelen ser más comunes las de peón dama (1.d4) mientras que en la era Pos-IA lo son las aperturas y defensas de peón rey (1.e4). Es decir, el ajedrez moderno ha ido tendiendo hacia aperturas de peón rey.

Otro análisis que puede resultar interesante es conocer los porcentajes de éxito para cada apertura, que se ven reflejados en la Tabla 9:

Table 9: Porcentaje de Resultados por cada Apertura

Apertura_simplificada	Resultados	n	media_CPLM	porcentaje
Gambito Escocés	Tablas	8	74.31930	0.8000000
Italiana	Tablas	8	91.95686	0.8000000
Catalana	Tablas	22	54.56547	0.7333333
Def. Petrov	Tablas	26	59.84055	0.7222222
Siciliana	Tablas	104	82.04764	0.6933333
Benoni	Tablas	8	118.35901	0.6666667
Gambito de Dama aceptado	Tablas	154	73.36912	0.6416667
Inglesa	Tablas	70	60.64028	0.6250000
At. Indio de Rey	Tablas	22	70.72294	0.6111111
Española	Tablas	128	74.94188	0.6095238
Caro-kann	Tablas	46	92.77009	0.6052632
Gambito de Dama declinado	Tablas	180	68.46213	0.6040268
Neo-Grinfeld	Blancas ganan	8	158.26020	0.5714286
India/Nimzoindia	Tablas	114	76.78193	0.5700000
de Dama				
Def. India de Rey	Tablas	42	83.51658	0.5526316
Grinfeld	Tablas	42	83.58762	0.5250000
Francesa	Tablas	40	81.28358	0.5000000
Holandesa	Tablas	12	166.27330	0.4615385
Francesa	Blancas ganan	36	265.05568	0.4500000
Neo-Grinfeld	Tablas	6	83.29370	0.4285714





Obviaremos las aperturas que se han jugado menos de cinco veces en toda la historia de los campeonatos mundiales por ser una muestra muy poco representativa. Vemos que el resultado más común con muchas diferencia son las Tablas, resultado mayoritario en todas las aperturas (cuyo número es representativo), seguido de la victoria de blancas y por último de negras. Resultado consistente con lo que llevamos visto hasta el momento. Analizar en detalle los porcentajes por aperturas no tiene demasiado sentido para este trabajo, aunque tiene un claro interés para jugadores profesionales, por lo que tan sólo nos quedaremos con el análisis de las tendencias que ya hemos visto: lo más común es obtener unas tablas para cualquier apertura. Análisis más profundos pueden partir de estas gráficas en estudios futuros.

Si analizamos el desempeño por cada jugador para cada apertura obtenemos los siguientes resultados, que se pueden observar en la Tabla 10:

Vemos que el juego de Kasparov con la India de Dama es casi perfecto con un media de CPLM de 6.08, recordemos que un valor de 0 significa un desempeño perfecto. El siguiente es Karpov con la española y de nuevo Karpov con la española también. Es significativo que los mejores resultados por aperturas sean de jugadores que desarrollaron toda, o casi toda, su carrera sin utilizar la IA.

3.5 Análisis comparativo de Resultados

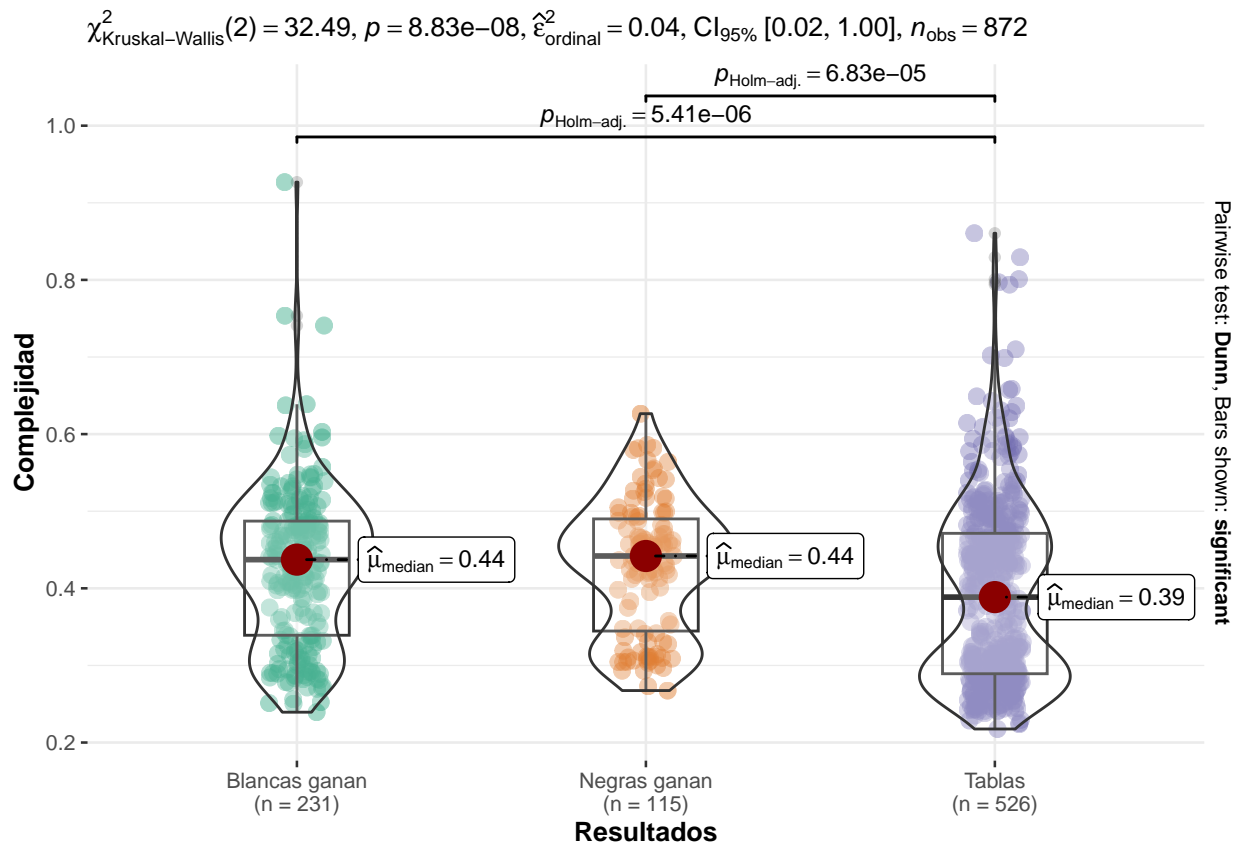
Table 10: Resultados por Jugador y Apertura

Jugador	Apertura_simplificada	Resultado_jugador	n	media_CPLM	porcentaje
Garry Kasparov	India/Nimzoindia de Dama	Victoria	6	6.083333	0.2307692
Anatoly Karpov	Española	Victoria	6	16.636364	0.2142857
Garry Kasparov	Española	Victoria	9	16.986111	0.3461538
Mikhail Botvinnik	Def. India de Rey	Victoria	6	20.055556	0.3157895
Mikhail Botvinnik	India/Nimzoindia de Dama	Victoria	6	22.735450	0.2608696
Anatoly Karpov	Grinfeld	Victoria	8	22.873512	0.3636364
Emanuel Lasker	Francesa	Victoria	6	33.059524	0.5454545
Anatoly Karpov	Gambito de Dama aceptado	Victoria	10	38.079167	0.2702703
Max Euwe	Gambito de Dama declinado	Victoria	6	42.725490	0.2727273
Alexander Alekhine	Gambito de Dama declinado	Victoria	20	82.604578	0.2702703

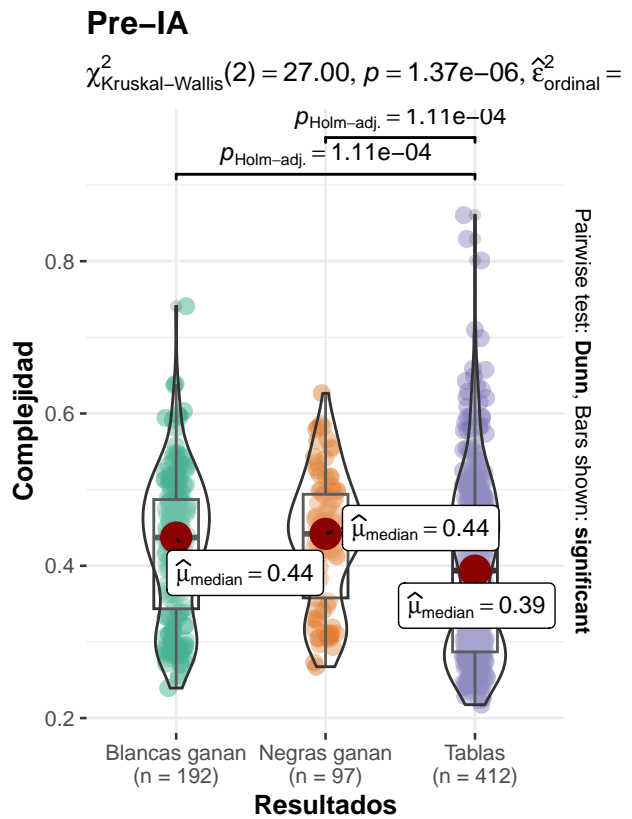
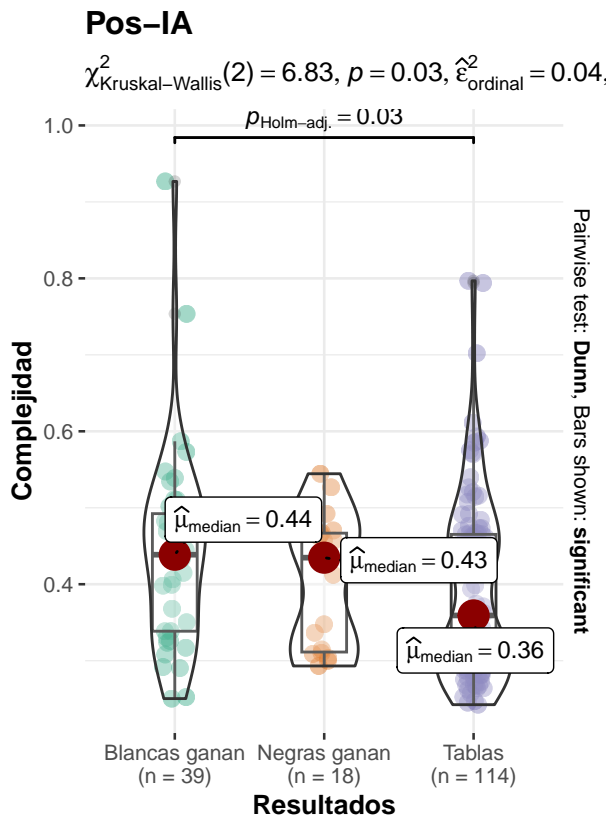
3.5 Análisis comparativo de Resultados

Hemos interpretado algunos patrones de comportamiento en función de las aperturas elegidas y de los jugadores que las han empleado, pero ahora cambiaremos un poco el enfoque del estudio: abordaremos ahora nuestro análisis desde una perspectiva de los resultados. Compararemos CPLM para cada resultado y cada periodo (pre y pos IA) y veremos si surgen diferencias significativas entre resultados, esto es, si es distinto el rendimiento necesario para ganar de blancas o de negras y si difiere entre el uso o no de la IA.

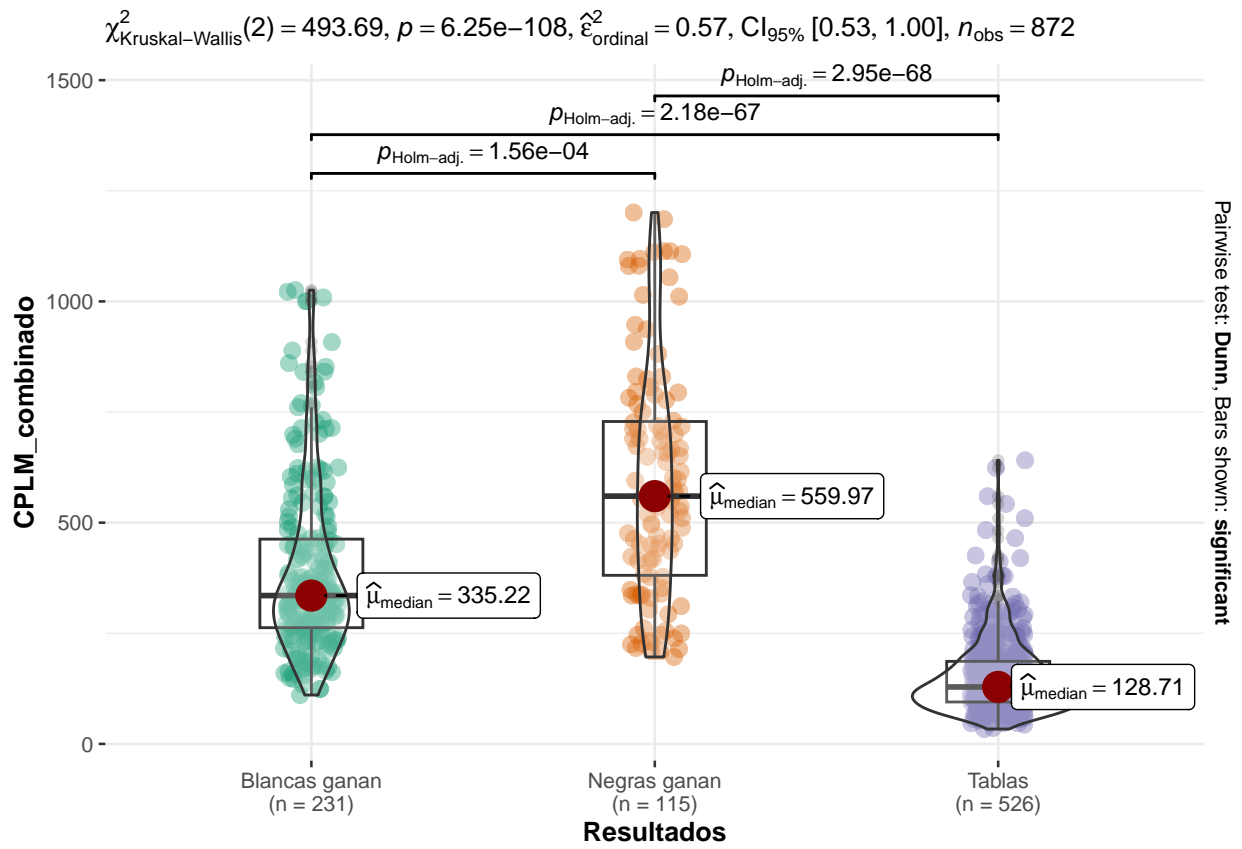
3.5 Análisis comparativo de Resultados



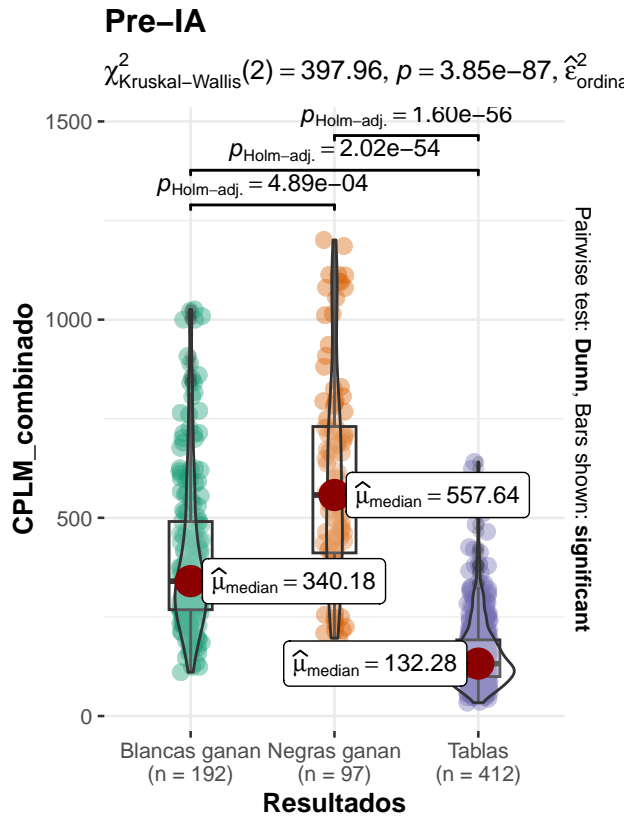
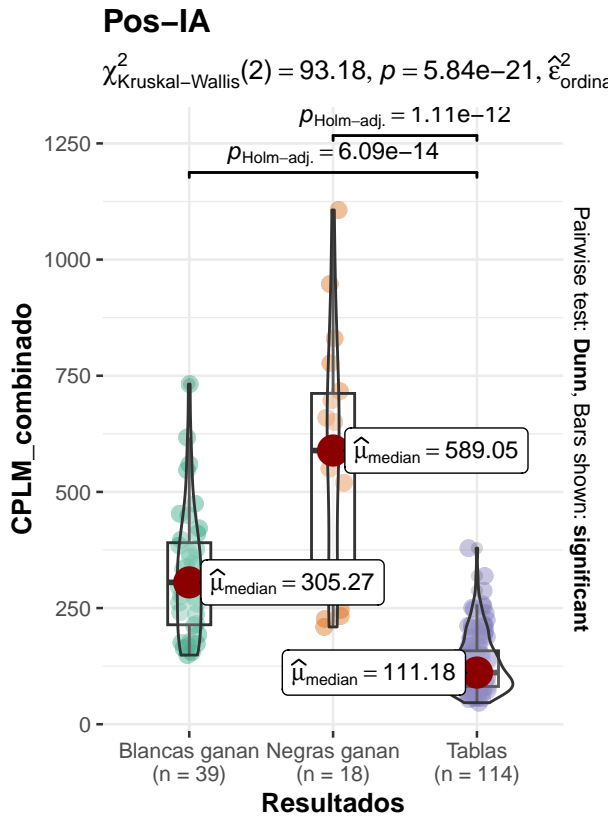
3.5 Análisis comparativo de Resultados

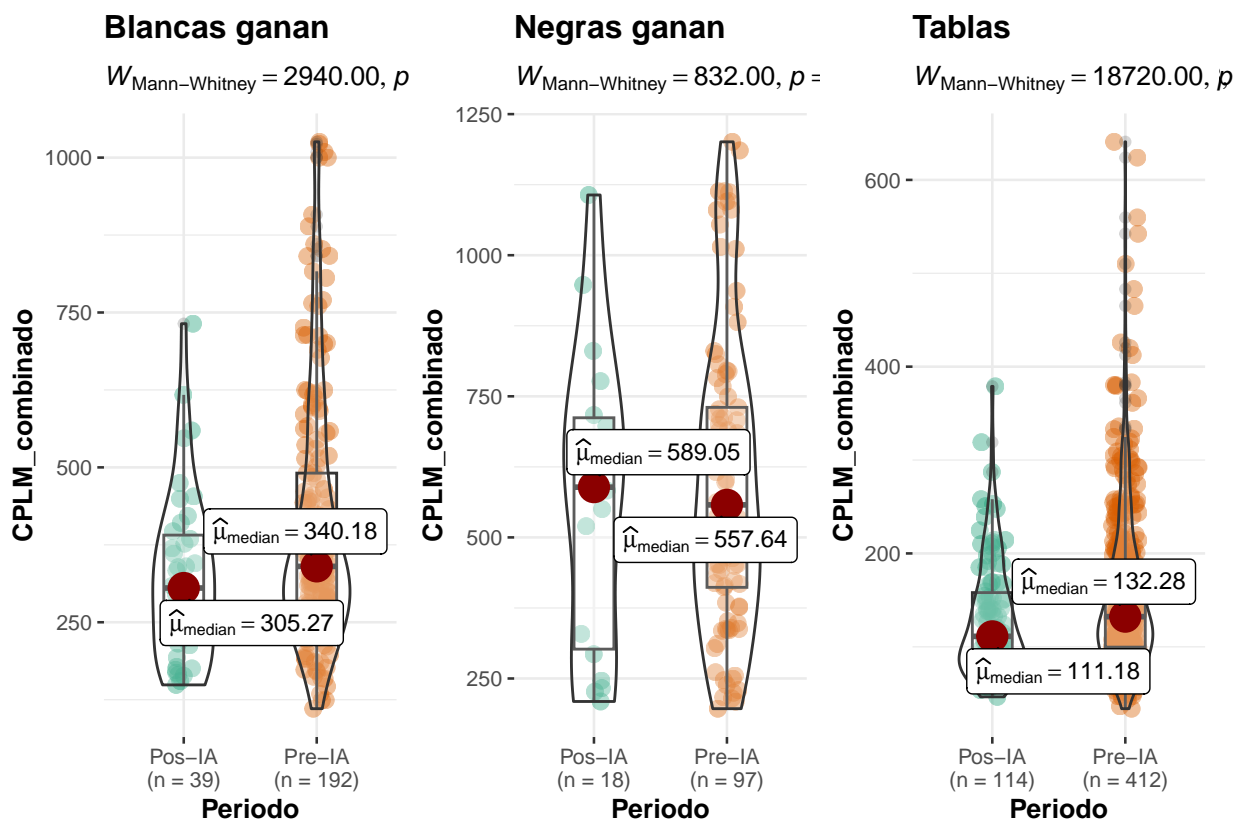


3.5 Análisis comparativo de Resultados



3.5 Análisis comparativo de Resultados



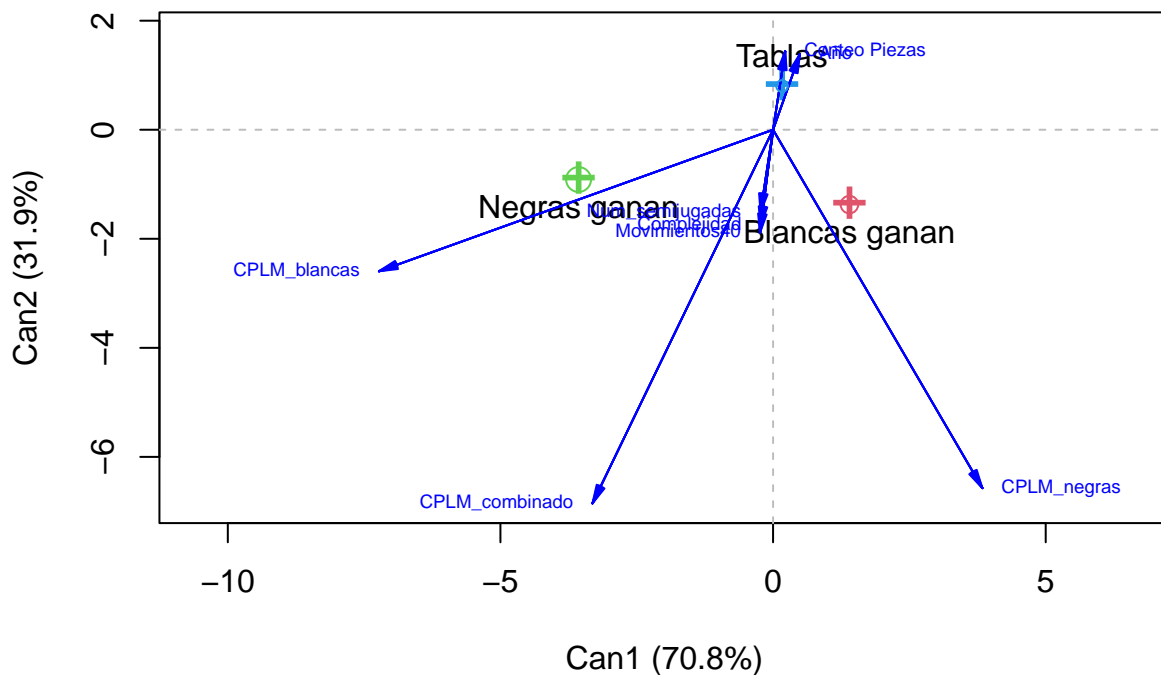


De los análisis realizados y representados en las gráficas superiores se aprecia que existen diferencias significativas entre los resultados con respecto a la complejidad: las tablas resultan significativamente menos complejas que una victoria de blancas o negras (no existen diferencias entre victoria de blancas o negras). Este comportamiento es indistinto de la época, esto es, tanto pre-IA como pos-IA existen diferencias significativas entre las tablas y las victorias de cualquier color. Un comportamiento similar ocurre con CPLM, aunque aquí se aprecian diferencias significativas entre los tres posibles resultados. Las victorias de blanca son más precisas que las de negra (es necesario que se juegue peor, en promedio, para ganar de negras) y las tablas requieren de una mayor, y significativa, precisión por ambos bandos, presentan en promedio la menor CPLM de los tres posibles resultados. En la comparación por épocas vemos que el patrón se conserva: no existe diferencia entre épocas. Este es un resultado muy interesante, ya que aunque la teoría ajedrecística ha mejorado con el paso del tiempo, la performance de los jugadores depende únicamente de la interpretación del juego durante la partida, es decir, que sólo importa la capacidad de cálculo que tenga el jugador, y esa es independiente de la época o de los recursos a su disposición para entrenar. Es por esto que aunque existen diferencias performativas entre resultados, no lo hacen entre épocas.

Con estos resultados, se antoja pertinente un análisis discriminario lineal con la intención de identificar los parámetros de diferenciación entre grupos, la variable "Resultados" serán el etiquetado del LDA:

3.5 Análisis comparativo de Resultados

##	Can1	Can2
## Año	0.06378673	0.1797779
## Num_semijugadas	-0.02987376	-0.1964635
## Conteo Piezas	0.02897815	0.1870970
## CPLM_combinado	-0.42992682	-0.8895557
## CPLM_blancas	-0.93829468	-0.3369747
## CPLM_negras	0.49830765	-0.8532247
## Movimientos40	-0.03104635	-0.2447779
## Complejidad	-0.02974296	-0.2275302



Tras el análisis lineal discriminante podemos afirmar que lo que más determina la diferenciación entre Resultados es el valor del CPLM tanto para blancas como para negras (y consecuentemente también el combinado): su peso en la primera variable es un orden de magnitud mayor que el resto de variables. Resultado que concuerda con la prueba de hipótesis realizada sobre el CPLM según resultados y que nos decía que existen diferencias significativas del valor del CPLM para cada resultado posible. Según el valor CPLM condicionaremos el Resultado más que cualquier otra variable.

3.6 Modelo predictivo de CPLM en función de variables independientes

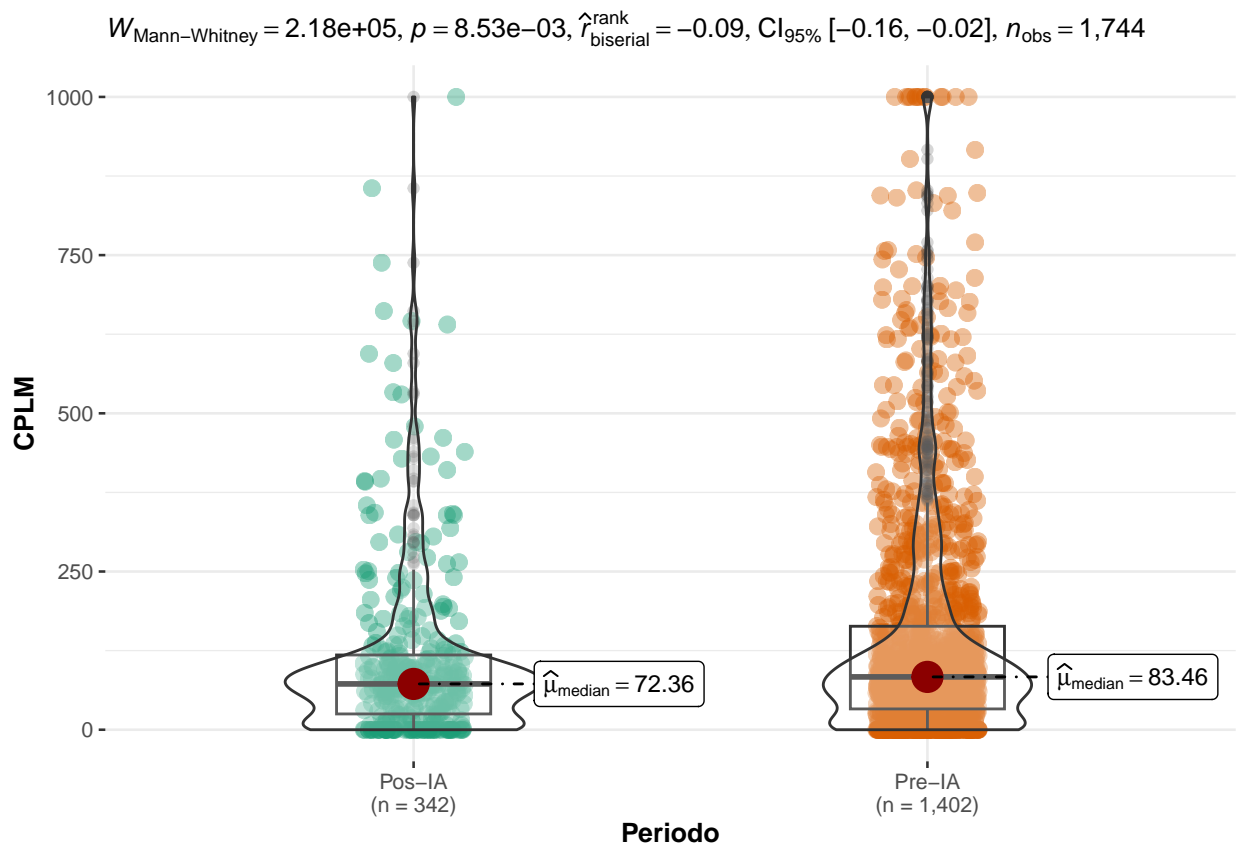
En lo que llevamos de análisis ya hemos extraído algunas conclusiones interesantes (que resumiremos y condensaremos en el apartado de conclusiones), y resulta ahora interesante intentar implementar un modelo lineal que sea capaz de captar la variabilidad del CPLM en función de las variables independientes a nuestra disposición. Después de una selección de variables mediante el método button-up, concluimos que el modelo que mejor recoge dicha variabilidad es el que tiene en consideración la dependencia lineal de las variables: Año, Numero de semijugada, Periodo y Resultados. En el siguiente se pueden observar los parámetros concretos del modelo, cuya R ajustada es .57, esto significa que el 57% de la variabilidad es recogida por este modelo.

```
##
## Call:
## lm(formula = CPLM_combinado ~ Año + Num_semijugadas + Periodo +
##     Resultados, data = df)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -426.15  -73.52  -16.63   48.73  629.91
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    3402.3424   420.7270   8.087 2.06e-15 ***
## Año             -1.5526     0.2086  -7.443 2.37e-13 ***
## Num_semijugadas  0.7414     0.1422   5.216 2.29e-07 ***
## PeriodoPre-IA   -34.3162    16.3064  -2.104  0.0356 *
## ResultadosNegras ganan 193.5889    16.5478  11.699 < 2e-16 ***
## ResultadosTablas -220.4030    11.5734 -19.044 < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 144.9 on 866 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.5734, Adjusted R-squared:  0.5709
## F-statistic: 232.8 on 5 and 866 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

3.7 Comparación de periodos

3.7 Comparación de periodos

En este punto tenemos una idea bastante amplia del comportamiento del desempeño a lo largo de la historia de los mundiales. Pero la motivación de esta tesina venía justificada por la intención de comparar si existen diferencias entre el ajedrez “clásico” y el jugado a partir de la aparición de las Inteligencias Artificiales. Ya hemos podido observar ciertos patrones que varían según el periodo (elección de aperturas o la tendencia del CPLM), sin embargo no sabemos aún si estas variaciones están influidas por las mejoras performativas que pudieran introducir el uso de IA en el ajedrez. Para salir de dudas, y obtener uno de los resultados centrales de esta tesina vamos a plantear la siguiente hipótesis: ¿existen diferencias significativas en el desempeño de los jugadores entre las épocas Pre-IA y Pos-IA? Vamos a plantear una prueba de hipótesis Anova de una vía no paramétrica con corrección de Welch:



```
## # A tibble: 1 x 7
##   .y. group1 group2  n1  n2 statistic  p
## * <chr> <chr> <chr> <int> <int> <dbl> <dbl>
## 1 CPLM Pos-IA Pre-IA  342 1402  217824 0.00853
```

```
## # A tibble: 1 x 7
##   .y. group1 group2 effsize  n1  n2 magnitude
```

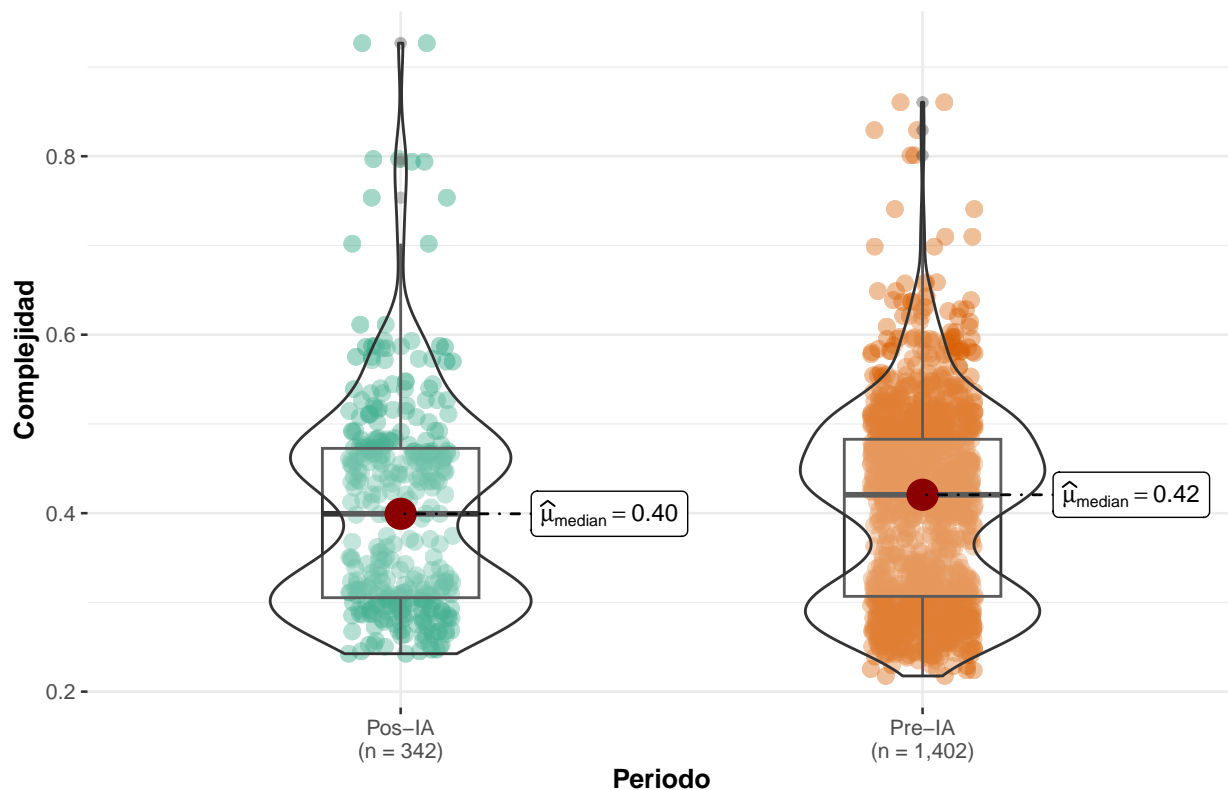
3.7 Comparación de periodos

```
## * <chr> <chr> <chr> <dbl> <int> <int> <ord>
## 1 CPLM Pos-IA Pre-IA 0.0630 342 1402 small
```

Los resultados arrojados por esta prueba nos certifican que existen diferencias significativas con un p-valor de $8.53e-3$, 653.84 grados de libertad y un tamaño de efecto pequeño ($W = 0.063$). Es decir, el desempeño en la era pos-IA es significativamente más preciso que en la época anterior aunque con el efecto es pequeño. Con esto quedaría demostrado que la utilización de la IA, lejos de haber acabado con el ajedrez, ha permitido elevar este juego a cotas no vistas anteriormente. El ajedrez humano es hoy más preciso - e interesante para el espectador - que antes de la aparición de las IAs.

Si reproducimos la prueba pero esta vez aplicándola a la Complejidad vemos que, a diferencia del CPLM, aquí no existen diferencias significativas, esto implica que la complejidad de las partidas, una vez corregido el aprendizaje añadido por el tiempo, no varía, el ajedrez de hoy en día es tan complejo como lo era hace cien años para los coetáneos de aquella época.

$$W_{\text{Mann-Whitney}} = 2.35e+05, p = 0.54, \hat{r}_{\text{biserial}}^{\text{rank}} = -0.02, CI_{95\%} [-0.09, 0.05], n_{\text{obs}} = 1,744$$



```
## # A tibble: 1 x 7
##   .y.      group1 group2   n1   n2 statistic    p
## * <chr>    <chr> <chr> <int> <int>    <dbl> <dbl>
## 1 Complejidad Pos-IA Pre-IA  342 1402  234668 0.543
```

4 DISCUSIÓN y CONCLUSIONES

4.1 Discusión

El presente estudio ha explorado el desempeño en partidas de ajedrez a lo largo del tiempo utilizando el índice CPLM a través del análisis de un dataset de partidas de ajedrez jugadas en campeonatos mundiales, hemos obtenido resultados significativos que arrojan luz sobre la dinámica y evolución del ajedrez a lo largo de la historia. Sin embargo, es importante reconocer tanto las fortalezas como las limitaciones de nuestro estudio.

Entre las fortalezas de este análisis, destaca la utilización de un dataset que recopila partidas de ajedrez de campeonatos mundiales, lo que nos proporciona un contexto histórico y un conjunto de datos amplio y representativo. La inclusión de eventos importantes en la historia del ajedrez, como partidas de campeonatos mundiales, permite que nuestros resultados sean aplicables a situaciones reales y brinden insights sobre la complejidad de partidas de alto nivel.

Asimismo, la metodología empleada, que incluyó análisis de correlación, regresión, series temporales y pruebas de hipótesis, permitió un enfoque integral y riguroso del estudio. La combinación de diferentes técnicas estadísticas proporcionó una comprensión detallada de las relaciones entre la complejidad de las partidas y otras variables consideradas en el análisis.

Por otro lado, es necesario mencionar algunas limitaciones que deben ser consideradas al interpretar los resultados de este estudio. En primer lugar, no existe literatura al respecto, ya que el abordaje del ajedrez siempre se da desde la perspectiva del juego: análisis para optimizar recursos durante las partidas de élite, el estudio de conceptos a aplicar en partidas... pero nunca análisis históricos y de largo alcance de las partidas. Otra limitación pudiera ser que el dataset utilizado se basa en partidas de ajedrez jugadas en campeonatos mundiales, lo que puede limitar la representatividad de los resultados a otras competiciones o partidas no incluidas en esta muestra.

Además, aunque el índice CPLM es una medida útil para evaluar la precisión de las partidas, no considera aspectos tácticos y estratégicos más complejos que también influyen en la complejidad de un juego de ajedrez. Es importante tener en cuenta que la precisión de una partida puede no ser el único factor determinante de su complejidad, y otras características del juego podrían haber sido de interés en el análisis.

Por último, aunque se han realizado esfuerzos para asegurar la calidad y coherencia de los datos, siempre existe la posibilidad de errores o sesgos en la recopilación y codificación de las partidas, lo que podría afectar los resultados obtenidos.

A pesar de estas limitaciones, el presente estudio ha proporcionado valiosos insights sobre la complejidad del ajedrez y su evolución histórica. Los resultados obtenidos ofrecen una base sólida para futuras

4.2 Conclusiones

investigaciones en este emocionante campo de estudio, incluyendo la exploración de otros atributos y variables que puedan influir en la complejidad del ajedrez.

En definitiva, este estudio ha contribuido a una mejor comprensión del desempeño de las partidas de ajedrez a lo largo del tiempo, y ha identificado relaciones significativas con otras variables relevantes. Sin embargo, es necesario seguir investigando y refinando los métodos de análisis para obtener una visión más completa y detallada del fascinante mundo del ajedrez.

4.2 Conclusiones

A lo largo de este trabajo hemos estudiado las relaciones entre las distintas variables que condicionan el nivel performativo de las partidas, pudiendo extraer de dicho estudio algunas conclusiones muy interesantes:

- La precisión con la que se ha ido jugando a lo largo del siglo XX y XXI ha ido aumentando paulatinamente, aunque ha dependido mucho de los jugadores que se enfrentaban en los campeonatos mundiales, presenciando, por ejemplo en 1998 uno de los eventos menos precisos de toda la historia.
- Esta precisión se debe en gran medida a dos condicionantes, el primero es el conocimiento adquirido que es acumulativo y el segundo es la incorporación de la inteligencia artificial a todos los procesos del ajedrez de élite.
- La complejidad del ajedrez, sin embargo, no ha ido en aumento a pesar de aumentar el conocimiento, puesto que una vez corregido este factor, hemos visto como de hecho desciende ligeramente con el tiempo, aunque no de manera significativa, es decir, la complejidad se mantiene estable a lo largo de la historia en relación a su contexto.
- Existen aperturas que son más propicias para alcanzar desempeños más óptimos, y aunque es un análisis que dejaremos para futuros trabajos, hemos podido observar como existen diferencias significativas en algunas aperturas, como la Francesa o Grunfeld. También hemos visto que con el paso de los años las aperturas han tendido del peón dama al peón rey, siendo hoy en día la apertura más común 1.e4. Un estudio más exhaustivo de esta parte permitiría a jugadores de élite seleccionar las aperturas más adecuadas para mejorar sus resultados en competición. Dado también su potencial económico, dejaremos su desarrollo para proyectos futuros.
- Una de las motivaciones principales de este trabajo era intentar entender cómo había afectado el desarrollo de la IA en el campo del ajedrez, con la intención de dilucidar si los miedos que ésta despierta en la sociedad son infundados o tienen algo de cierto. Es muy difícil dar una respuesta categórica a tal cuestión analizando solamente el ajedrez. Pero es cierto que al tratarse historicamente de un campo de experimentación de la ciencia computacional y de datos, podemos

4.2 Conclusiones

inducir ciertas pautas más generales: lejos de acabar con el ajedrez, la simbiosis entre humanos y máquinas ha elevado el juego a cotas nunca antes alcanzadas, además de que ha permitido un entendimiento más profundo de las propias normas del juego, conocimiento que repercute no sólo en el ajedrez sino también en el desempeño de tareas complejas en otros campos que interseccionan con el ajedrez. Es decir, en términos generales, la aplicación de la inteligencia artificial ha supuesto una mejora para el ajedrez.

- Por último, cómo conclusión central de la tesina, podemos asegurar que existen diferencias significativas en la precisión del juego entre el periodo pre-IA y el pos-IA.

A pesar de la profundidad alcanzada por este trabajo, o más bien, gracias a ella, se abren nuevas líneas de investigación con gran interés para trabajos futuros. Algunas de ellas quedan descritas a continuación:

- Análisis detallado de aperturas: Explorar en profundidad el impacto de aperturas específicas en la complejidad de las partidas. Investigar cómo ciertas aperturas influyen las estrategias y tácticas empleadas en los juegos.
- Considerar otros atributos de las partidas: Incluir variables adicionales, como la experiencia de los jugadores, el tiempo empleado en cada jugada o el número de movimientos únicos en la partida, para evaluar su relación con la complejidad.
- Comparación con otros niveles de competición: Extender el análisis a partidas jugadas en torneos no pertenecientes a campeonatos mundiales para comparar cómo varía la complejidad en diferentes niveles de competición.
- Incorporar técnicas de inteligencia artificial: Utilizar técnicas de aprendizaje automático y redes neuronales para predecir la complejidad de una partida en función de las características del juego.
- Estudio de la complejidad en diferentes formatos de ajedrez: Comparar la complejidad de partidas estándar con otros formatos de ajedrez, como ajedrez rápido o ajedrez por correspondencia.

Estas líneas de trabajo ofrecen oportunidades interesantes para profundizar en la complejidad del ajedrez y su relación con otras variables, así como para explorar nuevas perspectivas y enfoques analíticos en el campo del ajedrez y la inteligencia artificial.

5 BIBLIOGRAFÍA

1. Asimov, I. (1950). Yo, Robot (I, Robot). Doubleday.
2. Asimov, I. (1955). El fin de la eternidad (The End of Eternity). Doubleday.
3. Gibson, W. (1984). Neuromante (Neuromancer). Ace Books.
4. Matheson, R. (1954). Soy leyenda (I Am Legend). Fawcett Publications.
5. Card, O. S. (1985). El juego de Ender (Ender's Game). Tor Books.
6. Asimov, I. (1951). La trilogía de la Fundación (Foundation Trilogy). Doubleday.
7. Negnevitsky, M. (2005). Inteligencia Artificial: Una guía completa (Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems). Pearson Education.
8. Bostrom, N. (2014). Superinteligencia: Caminos, peligros, estrategias (Superintelligence: Paths, Dangers, Strategies). Oxford University Press.
9. McEwan, I. (2019). Máquinas como yo (Machines Like Me). Vintage.
10. Lem, S. (1964). El invencible (The invincible). Wydawnictwo MON.
11. ChessGames. (2023). Online Chess Database and Community. Recuperado de <https://chessgames.com/>
12. Stockfish. (2023). Stockfish 15. Recuperado de <https://stockfishchess.org/>

6 ANEXOS

6.1 ANEXO A: Código R para extracción y cálculo del CPLM para cada partida

```
# TFM chess
library(tidyverse)
library(rchess)
library(chess)
library(here)
library(stringr)
library(stockfish)

setwd(here())

# Creacion de funciones auxiliares

pairwise <- function(iterable) {
  a <- iterable[1:(length(iterable)-1)]
  b <- iterable[2:length(iterable)]
  return (list(a, b))
}

difference <- function(n, evals) {
  a <- evals[[1]][n]
  b <- evals[[2]][n]

  if (n %% 2 == 0) {
    return(max((a - b), 0))
  }

  return(max((b - a), 0))
}

# cargar lista ECO
```

6.1 ANEXO A: Código R para extracción y cálculo del CPLM para cada partida

```
ECO <- read_csv("Chess_Opening_Reference.csv")

# Lectura, procesamiento y agrupación de los archivos pgn
for (j in 34:51) {

  j

  partidas <- c(

    read_game(file = str_c("partidas/WorldChampionships/pgndownload (", j , ").pgn"))
  )

  # Obtener el número de partidas
  num_partidas <- length(partidas)

  # inicializacion variables cabecera

  Resultados <- rep(0,num_partidas)
  Blancas <- rep(0,num_partidas)
  Negras <- rep(0,num_partidas)
  Num_semijugadas <-rep(0,num_partidas)
  Fecha<-rep(0,num_partidas)
  Apertura <- rep(0,num_partidas)
  Nombre_apertura <- rep(0,num_partidas)
  Evento <- rep(0,num_partidas)
  Año <- rep(0,num_partidas)

  #inicializacion resto variables
  CPLM_blancas <- rep(0,num_partidas)
  CPLM_negras <- rep(0,num_partidas)
  CPLM_combinado <- rep(0,num_partidas)

  # acceder a la cabecera: Extraemos los datos de la cabecera para
```

6.1 ANEXO A: Código R para extracción y cálculo del CPLM para cada partida

```

#transformarlo en un data.frame para su mejor manejo

for (n in 1:num_partidas) {
  Resultados[n] <- partidas[[n]]$headers[["Result"]]
  Blancas[n] <- partidas[[n]]$headers[["White"]]
  Negras[n] <- partidas[[n]]$headers[["Black"]]
  Num_semijugadas[n] <- partidas[[n]]$headers[["PlyCount"]]
  Fecha[n] <-partidas[[n]]$headers[["Date"]]
  Año[n] <- str_sub(Fecha[n], 1,4)
  Evento[n] <- partidas[[n]]$headers[["Event"]]
  Apertura[n] <- partidas[[n]]$headers[["ECO"]]
  # creamos una variable con los nombres de las aperturas segun su codificación
  Nombre_apertura[n] <- ECO$Name[ECO$`ECO Code`==Apertura[n]]
}

#####
#categorizamos RESULTADOS para que sean más interpretables

Resultados <-case_when(
  Resultados == "1/2-1/2" ~ 0, #tablas
  Resultados == "1-0" ~ 1, #blancas ganan
  Resultados == "0-1" ~ 2 #negras ganan
)

# añadimos una variable para interpretarlos mejor

Significado_Resultados <- recode( Resultados, "1"="Blancas ganan", "0"="Tablas", "2"="N

## ANALISIS CON STOCKFISH

for (n in 1:num_partidas) {

  n

```

6.1 ANEXO A: Código R para extracción y cálculo del CPLM para cada partida

```
p<- partidas[[n]]
num_ply<-p$headers[["PlyCount"]]

out <- rep(0,num_ply)
score <- rep(0,num_ply)

# inicializamos los dos primeros movimientos a un valor de 35 cp para blancas
# que suele ser el valor standard de stockfish para los primero movimientos,
# así ahorramos ligeramente en computación
score[1]<- -35
score[2]<- 35

# Recorremos toda la partida y valoramos cada posición.
# Posiciones Pares =valoración para blancas, Posiciones Impares= valoración para negras

for (i in 3:num_ply) {
  pos<- forward(p, steps = i)
  plot(pos)

  # Start the engine
  engine <- fish$new()

  # Setup a game from FEN
  engine$ucinewgame()
  engine$position(fen(pos))
  out[i] <-engine$go()

  # Stop the engine
  engine$quit()

  # Utilizamos una expresión regular para buscar el patrón "score cp <número>"
  pattern <- "score cp (?\\d+)"

  # Buscamos el patrón en el output y extraemos el valor encontrado
```

6.1 ANEXO A: Código R para extracción y cálculo del CPLM para cada partida

```
score[i] <- str_extract(out[i], pattern)

# Si se encuentra un valor, eliminamos la parte "score cp -"
if (!is.na(score[i])){
  score[i] <- str_remove(score[i], "score cp ")
}
else score[i] <- score[i-2]

}

score <- as.numeric(score)

par_score <- pairwise(score)
#
cpls <- par_score[[1]] - par_score[[2]]

black_evals <- cpls[seq(1, length(cpls), 2)]
white_evals <- cpls[seq(2, length(cpls), 2)]

# si el último valor es NA lo cambia por el valor anterior
white_evals[is.na(white_evals)]<-white_evals[length(white_evals)-1]
black_evals[is.na(black_evals)]<-black_evals[length(black_evals)-1]

#METRICAS de Performance (variables que añadiremos al data.frame)
bln <- abs(mean( white_evals[white_evals<0]))
ngr <- abs(mean( black_evals[black_evals<0]))

CPLM_blancas[n] <- if_else(is.na(bln),0, bln)
CPLM_negras[n] <- if_else(is.na(ngr),0, ngr)
CPLM_combinado[n] <- CPLM_negras[n]+ CPLM_blancas[n]

}

# creamos el data.frame con los datos limpiados
```

6.1 ANEXO A: Código R para extracción y cálculo del CPLM para cada partida

```
games <- as.data.frame(cbind(Año,
                             Evento,
                             Blancas,
                             CPLM_blancas,
                             Negras,
                             CPLM_negras,
                             CPLM_combinado,
                             Num_semijugadas,
                             Fecha,
                             Apertura,
                             Nombre_apertura,
                             Resultados,
                             Significado_Resultados))

# transformamos a numérico (o categórico) algunas variables

var <- c("CPLM_blancas", "CPLM_negras", "Num_semijugadas", "CPLM_combinado", "Año")
games[,var]<-as.data.frame(map(games[,var],as.numeric))

games$Resultados <- as.factor(games$Resultados)
games$Apertura<- as.factor(games$Apertura)

filename <- games$Evento[1]
write_csv2(x = games, file = str_c(here(),"/WC_csv_Corregida/", Año[n],"-", filename, ".csv"))

# Creamos un fichero con todos los campeonatos juntos

write_csv2(x = games, file = str_c(here(),"/WC_csv_Corregida/", "BBDD_all_WC.csv"), append = TRUE)

}
```