



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CAMPUS ITAPAJÉ
CURSO DE GRADUAÇÃO EM SEGURANÇA DA INFORMAÇÃO

JOÃO BATISTA ANDRADE DOS SANTOS

**ANÁLISE DE TRAPAÇAS EM PADRÕES HUMANOS QUE USAM SUGESTÕES DO
STOCKFISH**

ITAPAJÉ - CE

2025

JOÃO BATISTA ANDRADE DOS SANTOS

ANÁLISE DE TRAPAÇAS EM PADRÕES HUMANOS QUE USAM SUGESTÕES DO
STOCKFISH

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Curso de Graduação em Segurança da informação do Campus Itapajé da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do grau de Tecnólogo em Segurança da informação.

Orientador: Prof. Dr. Julio Cesar dos Anjos

Coorientador: Prof. Me. Artur de Oliveira da Rocha Franco

ITAPAJÉ - CE

2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- S235a Santos, João Batista Andrade Dos.
Análise de trapaças em padrões humanos que usam sugestões do Stockfish / João Batista Andrade Dos Santos. – 2025.
32 f. : il.
- Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Campus de Itapajé, Curso de Segurança da Informação, Fortaleza, 2025.
Orientação: Prof. Dr. Julio Cesar dos Anjos.
Coorientação: Prof. Me. Artur de Oliveira da Rocha Franco.
1. Trapaça . 2. Xadrez. 3. Robôs de xadrez. 4. Jogos online. 5. Trapaça no xadrez. I. Título.
CDD 005.8
-

JOÃO BATISTA ANDRADE DOS SANTOS

ANÁLISE DE TRAPAÇAS EM PADRÕES HUMANOS QUE USAM SUGESTÕES DO
STOCKFISH

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Curso de Graduação em Segurança da
informação do Campus Itapajé da Universidade
Federal do Ceará, como requisito parcial à
obtenção do grau de Tecnólogo em Segurança
da informação.

Aprovada em: 25 de Janeiro de 2025

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Julio Cesar dos Anjos (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Me. Artur de Oliveira da Rocha
Franco (Coorientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Solon Alves Peixoto
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Aldísio Medeiros
Universidade Federal do Ceará (UFC)

À minha família, por sua capacidade de acreditar em mim. A meus professores, ao grande professor Artur, que iniciou esse processo comigo, sempre me auxiliando, e ao grande professor Julio, meu orientador.

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Julio anjos por orientações nesta monografia, e ao professor Artur que começou essa trajetória comigo, onde pude aprender muito durante esse caminho.

Aos meus pais, que sempre me ajudaram e me incentivaram ao estudo, ao esforço de que o futuro seria melhor, e que todo meu conhecimento ganho não seria tempo perdido.

Aos colegas de turma: Emanuel Ávila e Vitor Manuel, bem como todos os envolvidos no desenvolvimento deste trabalho, grande professor Gilvan Maia e Caio Oliveira.

Agradeço a todos os professores por me proporcionar o conhecimento não apenas racional e técnico, mas a manifestação do caráter e afetividade da educação no processo de formação profissional, por tanto que se dedicaram a mim, não somente por terem me ensinado, mas por terem me feito aprender a como ser ético e a como ser um humano.

E finalmente, e não menos importante, agradeço ao João Henrique Correa, diretor do campus de Itapajé, mas que ao início foi meu professor por 2 anos, onde foi com ele que pude aprender a grande maior parte da bagagem que tenho hoje, por isso, muito obrigado professor, o senhor será reitor um dia.

“Ninguém nunca ganhou uma partida de xadrez
abandonando.”

(Savielly Tartakower)

RESUMO

Os jogos online estão em crescimento, e com eles as trapaças estão cada dia mais comuns, o xadrez é por muitos considerado um esporte e desde sua criação histórica ocorrem torneios e alguns desses são premiados, trapacear significa tomar vantagem sobre seu adversário sob ocasiões específicas em um jogo, o site de xadrez chess.com diariamente bloqueia centenas de contas de jogadores acusados de trapacear no jogo, e dentre esses meios de trapaça, um muito conhecido é o uso de motores altamente capacitados que vencem até os campeões mundiais humanos, um motor muito famoso e um dos melhores do mundo, Stockfish, será colocado em uso para análise de dados reais de milhares de partidas. O objetivo nesse estudo é analisar os padrões humanos em múltiplas partidas para cada usuário listado no conjunto de dados reais, e analisar com base nos movimentos indicados pelo Stockfish, o uso de motores no conjunto de dados real. Os resultados obtidos demonstraram que o método de análise de trapaça estudado no artigo, mostrou-se capaz de auxiliar na identificação de trapaças em casos onde se é possível comparar o Elo dos jogadores e as sequências de cada partida dos mesmos, entretanto, só o método estudado não é suficiente para acusação por si só, tornando-se necessário a junção de outros métodos de identificação mais robustos, aumentando a precisão das acusações.

Palavras-chave: xadrez; trapaça; trapaça no xadrez; robôs de xadrez; jogos online.

ABSTRACT

Online games are growing, and with them cheating is becoming more common every day, chess is considered by many to be a sport and since its historical creation, tournaments have taken place and some of these are awarded, cheating means taking an advantage over your opponent on specific occasions in a game, the chess website chess.com daily blocks hundreds of accounts of players accused of cheating in the game, and among these means of cheating, a very well-known one is the use of highly capable engines that beat even human world champions, a very famous engine and one of the best in the world, Stockfish, will be put into use to analyze real data from thousands of matches. The objective in this study is to analyze human patterns in multiple matches for each user listed in the real dataset, and analyze, based on the movements indicated by Stockfish, the use of motors in the real dataset. The results obtained demonstrated that the cheating analysis method studied in the article was capable of helping to identify cheating in cases where it is possible to compare the Elo of the players and the sequences of each game of the same players, however, only the method studied is not sufficient for prosecution alone, making it necessary to combine other, more robust identification methods, increasing the accuracy of the accusations.

Keywords: chess; chess cheating; cheating; chess robots; online games.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Fluxo dos movimentos entre o conjunto de dados e o motor stockfish.	23
Figura 2 – Proporção de movimentos coincidentes.	26
Figura 3 – Sequência mais longa de movimentos coincidentes.	27
Figura 4 – Jogador suspeito.	28

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparação de movimentos entre jogadores e Stockfish.	20
Tabela 2 – Agrupamento dos dados para facilitar análises.	20
Tabela 3 – Sequência com final coincidente.	30
Tabela 4 – Sequência de 3 seguidas durante uma partida.	30

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CNN	Convolutional Neural Network
CPU	<i>Central Processing Unit</i>
CV	Coincidence Value
ECO	Encyclopaedia of Chess Openings
FIDE	International Chess Federation
LSTM	<i>Long Short-term Memory</i>
MM	Move Matching Percentage
OTB	<i>Over the Board</i>
PGN	Portable Game Notation
RAM	<i>Random Access Memory</i>
UCI	Universal Chess Interface
VIT	Vision Transformer

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
2	TRABALHOS RELACIONADOS	15
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
3.1	Stockfish	17
3.2	Ranking Elo	17
3.3	Notações de xadrez	18
3.4	UCI	18
3.5	Falsos positivos	18
4	METODOLOGIA	19
4.1	Conjunto de dados baixado	19
4.2	Conjuntos de dados criados	19
4.3	Ambiente de Experimento	20
5	EXPERIMENTOS	22
5.1	Processando com Stockfish	22
5.2	Comparação de dados	22
5.3	Verificação de sequência	23
6	RESULTADOS	25
6.1	Coincidência com o motor	25
6.2	Sequência de movimentos	25
6.3	Resultado previsto da partida	27
7	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	31
	REFERÊNCIAS	32

1 INTRODUÇÃO

Competições e jogos são alvo de interesse humano, diversos povos da antiguidade tinham suas competições, como para os gregos, os jogos serviam para formar o indivíduo, classificando-os como sagrado. A influência grega do esporte e a disseminação cultural do mesmo no ocidente pós-revolução industrial elevou a importância das competições, jogos e esportes (VAMPLEW, 2022).

Esse fenômeno dos esportes, influenciam a importância nas posições de ranques e na exploração de recursos em jogos digitais, assim, aumentando o interesse em trapacear. Para trapacear, diversas estratégias surgiram no meio digital, entre elas a apropriação do jogo utilizando injetores, seria a forma mais segura de vencer (MARTINSON; RANGEL, 2023).

No entanto, tais estratégias são monitoráveis ao verificar os estados do processo e análise de pacotes, existem métodos de trapaça que não se enquadram nas normas estabelecidas para interação humana no jogo, como o uso de máquinas ou programas de inteligência artificial que simulam a presença de um jogador. Essa prática pode ser observada em jogos de tabuleiro, como o xadrez, e até em jogos de estratégia em tempo real, graças aos avanços e à popularização do deep learning e da visão computacional.

O xadrez é considerado por uma parte da comunidade enxadrista como um esporte intelectual, caracterizado pela sua complexidade estratégica e pela demanda por fortes habilidades cognitivas (KOBIELA, 2018; GRILLO; GRANDO, 2021), por outro lado, a comunidade acadêmica não o considera classificado como tal, pela baixa demanda de esforço físico (BARBANTI, 2006). Ao longo do tempo, o xadrez evoluiu de um divertido jogo de tabuleiro para uma disciplina competitiva, com uma rica tradição que remonta a mais de cinco séculos.

Trapacear no xadrez é um fenômeno recorrente que aumentou consideravelmente desde a popularização dos jogos online (HOQUE, 2021). Com o surgimento de plataformas de jogos virtuais e o aumento do acesso à mesma, os jogadores enfrentam um ecossistema competitivo digital sem precedentes. No entanto, esta nova era de entretenimento interativo também apresenta um grande desafio, a inteligência artificial, um grande evento entre um humano contra uma máquina foi quando um motor de xadrez derrotou os principais campeões mundiais (ILIESCU, 2020), demonstrando a capacidade das máquinas de rivalizar e até superar os melhores jogadores humanos. No entanto, essa mesma tecnologia também trouxe consigo desafios éticos. Os motores de xadrez, com sua habilidade de analisar rapidamente milhões de posições e sugerir as melhores jogadas, são constantemente usados para busca de vantagem

injusta. Um site mundialmente conhecido pela comunidade de xadrez, “chess.com”¹, fala sobre esse tema e explica as formas de trapaça e como o uso de motores banem mais de 500 contas de usuários diariamente

A ascensão do xadrez como esporte oficial é evidenciada pela existência de associações nacionais e internacionais dedicadas ao seu desenvolvimento e regulamentação. Estas organizações, como a International Chess Federation (FIDE)², desempenham um papel importante na organização de competições, no estabelecimento de regras e no reconhecimento dos melhores jogadores. Em particular, a FIDE desempenha um papel central na promoção do esporte em todo o mundo, incentivando a participação, garantindo padrões de um jogo justo e promovendo o intercâmbio cultural através do xadrez.

Dado este contexto, é importante compreender a trapaça nos jogos, bem como as ações necessárias para conter esta tendência perturbadora e preservar a integridade e justiça do ambiente dos jogos online. Assim, este trabalho visa analisar padrões de jogadas reais, utilizando um conjunto de dados disponível online, baseando essa análise em estudos feitos por pesquisadores pioneiros na área, utilizando motores de xadrez disponíveis no mundo. O alvo desse trabalho é comparar as jogadas reais com jogadas indicadas pelo motor e analisar os padrões resultantes de várias partidas realizadas pelos jogadores, onde o objetivo é identificar possíveis usuários trapaceiros no conjunto de dados.

Para isso, o estudo analisa as sequências de movimentos semelhantes aos do motor utilizado, buscando identificar padrões de movimento em várias partidas para cada jogador. O foco está nas jogadas centrais e finais, onde vantagens podem ser obtidas. É importante destacar que esse método, por si só, não é suficiente para detectar trapaças. Portanto, este estudo visa adicionar um novo mecanismo de identificação, capaz de auxiliar na detecção de trapaceiros em conjunto com outros métodos já utilizados em sites online.

O presente trabalho está organizado da seguinte forma: o capítulo 2, descreve alguns trabalhos relacionados ao tema abordado; o capítulo 3, apresenta o contexto fundamental para a compreensão do tema em questão; o capítulo 4, apresenta o conjunto de dados utilizado de base, os conjuntos de dados criados e o ambiente de experimento utilizado; no capítulo 5, é apresentado os experimentos realizados por este trabalho; no capítulo 6, é abordado métodos de análise baseado em diversos autores em busca de novos métodos para complementação, bem como seus resultados; por fim, o capítulo 7, apresenta as conclusões e trabalhos futuros.

¹ Disponível em: chess.com/pt/article/view/trapaca-xadrez-online/ Acesso em: 20 fev. 2025

² Disponível em: <https://www.fide.com/> Acesso em: 20 fev. 2025

2 TRABALHOS RELACIONADOS

De acordo com Senem Tanberk *et al.* (2020), o mesmo introduz uma pesquisa visando compreender e interpretar vídeos com foco específico no reconhecimento da atividade humana, utilizando técnicas como 3D-Convolutional Neural Network (CNN) e *Long Short-term Memory* (LSTM) alimentados por fluxo óptico e informações auxiliares em conjuntos de dados de vídeo, tal estudo aplica o modelo em imagens de jogos de xadrez – *Over the Board* (OTB) gravadas, analisando os movimentos do braço do jogador. O artigo visa avançar no campo do reconhecimento da atividade humana para diversos setores, atividades humano-computador, direção autônoma e entretenimento.

Este artigo mostra a relevância do reconhecimento dos movimentos humanos para diversas funções na sociedade, como em Senem Tanberk *et al.* (2020). o reconhecimento humano no mundo do xadrez online também é um desafio, se tratando de trapagens, pois o envolvimento das máquinas se tornou uma constante causa de discussões na área. A análise de padrões de comportamento humano e de máquinas permite a aplicação de métodos investigativos mais eficazes em casos de fraude. Essa abordagem amplia as possibilidades de evidências e de sustentação de acusações, fortalecendo o processo de punição dos responsáveis e contribuindo para a redução da ocorrência de fraudes.

Os autores Mcilroy Young *et al.* (2022), apresentam um método de identificação de tomadas de decisão utilizando estilometria comportamental, uso de análise quantitativa para identificar padrões em dados, o estudo utiliza o xadrez como mediador e emprega especificamente uma versão modificada do Vision Transformer (VIT) como modelo primário para identificar estilos individuais de tomada de decisão, O VIT surgiu recentemente como uma alternativa competitiva às CNNs, que atualmente são o estado da arte em diferentes tarefas de visão computacional de reconhecimento de imagem. O modelo treinado recebe um grande conjunto de dados de jogos de xadrez jogados por vários indivíduos, permitindo que ele aprenda vetores de jogadores em um espaço de incorporação que representa estilos de xadrez exclusivos de cada jogador, podendo identificá-los com precisão mesmo quando confrontado com amostras fora de distribuição.

Esta pesquisa é importante para a análise atual, ao ser explorado o comportamento de padrões de jogadas de xadrez de vários jogadores, por outro lado, o presente trabalho visa descobrir padrões de movimentos de jogadores que potencialmente utilizaram mecanismos de xadrez em momentos estratégicos para contornar medidas contra trapagens.

Os autores Barnes e Hernandez castro (2015), utilizam métodos de análises baseadas no pesquisador Regan *et al.* (2011)¹, pioneiro na análise de jogadas de motores de xadrez e trapaças, Regan desenvolveu vários métodos de análise e Barnes utiliza alguns desses métodos para sua análise, ambos os trabalhos tiveram muitas contribuições no tema estudado pelo artigo vigente.

O método mais óbvio, de acordo com Barnes e Hernandez, é calcular a porcentagem de movimentos humanos iguais ao motor, esse método é nomeado – Move Matching Percentage (MM) por Regan, Barnes e Hernandez criam o – Coincidence Value (CV), que diferente do MM, ele compara a proporção de movimentos, que não são de aberturas, de um jogador com a mesma avaliação do movimento escolhido por um motor. Entretanto, Barnes e Hernandez afirmam ser um método muito rudimentar de afirmação de trapaça, pois ocasionalmente isso pode ser um falso positivo. Esse trabalho se diferencia do estudo de Barnes e Hernandez ao utilizar um motor mais atualizado, um conjunto de dados com 20 mil partidas completas e com várias partidas de mesmo ID de jogador, resultando em mais de um jogo por jogador, aumentando a probabilidade de identificar trapaças. Além disso, este estudo visa analisar as sequências de movimentos coincidentes com o motor, essa sequência é definida a partir do início das coincidências e onde terminam, caso o jogador não esteja coincidente com o motor e, posteriormente, executar 5 movimentos consecutivos, resulta em uma vantagem sobre o adversário.

O autor Uladag (2023), investiga a questão da trapaça no xadrez, focando particularmente nas alegações entre Magnus Carlsen e Hans Niemann durante a Copa Sinquefield em 2022, ambos Grandes Mestres de Xadrez, Carlsen acusou Niemann de trapacear sem fornecer provas concretas, levando a discussões sobre a integridade do jogo de Niemann e o histórico anterior de trapaças no chess.com. O site possui páginas explicando sobre o caso². Detectar trapaças no xadrez é um desafio, conforme evidenciado pela dificuldade em obter evidências diretas e pelas limitações dos sistemas atuais de detecção de trapaças. Por isso, o artigo enfatiza a importância de adotar uma abordagem de “inocência até se provar o contrário” na investigação de acusações para manter a integridade e a reputação do esporte. Este artigo serve como instrumento de análise para falsos positivos, já que o estudo atual visa identificar trapaças com uso de motor em partidas reais online, e esse tipo de pesquisa está sujeita a falhas, justamente por falta de provas concretas.

¹ Disponível em: <https://cse.buffalo.edu/regan/chess/> Acesso em: 20 fev. 2025

² Disponível em: chess.com/pt-BR/news/view/chesscom-hans-niemann-relatorio-trapaca/ Acesso em: 20 fev. 2025

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Na seção a seguir, contextualizaremos a ferramenta utilizada para a comparação dos dados e discutiremos suas características fundamentais. Além disso, abordaremos os métodos empregados para avaliar os jogadores e as partidas, fornecendo uma visão do processo de análise adotado neste estudo.

3.1 Stockfish

Stockfish¹ é uma ferramenta gratuita e de código aberto também conhecida como motor de xadrez, ela calcula a melhor jogada em um espaço de tempo limitado, o que é crucial para jogos de xadrez em tempo real ou em condições limitadas de tempo. Para isso, deve-se fornecer o estado do jogo a cada rodada, permitindo que ele analise as possíveis jogadas e escolha a mais eficaz no tempo disponível.

A cada rodada o motor gera uma sugestão de movimento baseado em uma análise profunda do tabuleiro. Utiliza técnicas avançadas de otimização e avaliação de jogadas para determinar a melhor estratégia, como o algoritmo Minimax que gera uma árvore de busca separando os melhores movimentos dos piores, combinado com Podas Alpha-beta que exclui os nós ruins da árvore, para exploração eficiente do espaço de jogadas possíveis e minimizar o número de nós que precisam ser analisados (PANCHAL *et al.*, 2021).

3.2 Ranking Elo

Proposto por Arpad Elo² e adotado pela FIDE, o sistema de classificação Elo é uma metodologia utilizada para avaliar e classificar jogadores no jogo de xadrez. Esse sistema serve como uma ferramenta estatística empregada para determinar os níveis comparativos de habilidade dos jogadores de xadrez (VILLAFAINA *et al.*, 2019).

Conforme Mathieu Acher e François Esnault (ACHER; ESNAULT, 2016), em um jogo justo, livre de fatores externos que promovem a desonestidade, uma variação significativa nas classificações Elo entre os participantes indica uma alta probabilidade de vitória para o indivíduo com a classificação superior.

¹ Disponível em: <https://stockfishchess.org/> Acesso em: 20 fev. 2025

² Disponível em: chess.com/pt-BR/terms/sistema-rating-elo-xadrez Acesso em: 20 fev. 2025

3.3 Notações de xadrez

Portable Game Notation (PGN) é um formato padrão de texto simples para registrar partidas de xadrez, movimentos e dados relacionados, que podem ser lidos por humanos e também são suportados pela maioria dos softwares de xadrez (NOEVER *et al.*, 2020). Os movimentos em si são registrados utilizando o método padrão para descrever os movimentos de uma partida, a notação algébrica se baseia em um sistema de coordenadas para identificar cada quadrado no tabuleiro de forma única, exemplo: "a2a4", onde a peça se locomove da coordenada "a2" para a coordenada "a4", a partir desse movimento, é possível identificar qual peça está se movendo.

Conforme Gusev (2021), a **Encyclopaedia of Chess Openings (ECO)** é um banco de dados que descreve todas as aberturas de xadrez conhecidas em grupos. Os grupos ECO são compilados por especialistas em xadrez, principalmente grandes mestres, que selecionam as linhas mais relevantes e as agrupam com base em sua experiência, tornando o processo subjetivo e não baseado em dados. As aberturas são uma parte central do xadrez, e os jogadores de alto nível dedicam uma parte significativa de seu tempo ao estudo de novas ideias de aberturas e à memorização de novas linhas.

3.4 UCI

A **Universal Chess Interface (UCI)**, é um protocolo padrão para comunicação entre motores de xadrez, como o Stockfish e interfaces de usuário (ABDELGHANI *et al.*, 2023). O Stockfish, conhecido como um mecanismo de xadrez dominante e amplamente utilizado, incorpora efetivamente o protocolo UCI, permitindo uma integração perfeita com uma ampla variedade de programas e plataformas de xadrez.

3.5 Falsos positivos

Falsos positivos no xadrez referem-se a situações em que um jogador é erroneamente acusado de trapaça, resultando na suspensão ou exclusão de sua conta sem justificativa válida (BLANCH, 2022). Essa questão é complexa, pois a comunidade de xadrez se esforça para alcançar o equilíbrio entre lidar com a trapaça e proteger jogadores justos. Como exemplo, o chess.com, encontra grandes obstáculos na implantação de mecanismos anti-trapaça, uma vez que impor qualquer limite na prova necessária para penalizar um jogador pode resultar em um aumento nas identificações errôneas.

4 METODOLOGIA

Na seção a seguir, abordaremos o processo de análise de um conjunto de dados reais de jogos de xadrez e como a partir disso é possível criar um novo conjunto de dados com partidas analisadas e organizadas, dessa forma, viabilizar a descoberta de trapagens em partidas de xadrez online.

4.1 Conjunto de dados baixado

O conjunto de dados utilizado para a pesquisa e análise deste artigo, está disponível no site da Kaggle¹, é uma coleção de jogos de xadrez extraída do Lichess², uma plataforma de xadrez online que permite aos usuários realizar partidas online contra outros jogadores. O conjunto de dados contém 20.058 partidas em formato PGN e 15.635 identificadores (ID) de jogadores diferentes e em média contém 50 movimentos por partida, tendo desde partidas com somente 1 movimento, a partidas com mais de 300 movimentos. Identificam-se os jogadores separando os seus IDs e as peças de cores claras e escuras, o mesmo também informa todos os movimentos de cada partida, aberturas, vencedor (caso haja) e o seu Elo ranking. O mesmo está disponível desde 2017 com mais de 43 mil downloads. Esse conjunto de dados será utilizado para avaliar a utilização do motor de xadrez, gerando assim um novo conjunto de dados, permitindo análises sobre os dados escritos.

4.2 Conjuntos de dados criados

O conjunto de dados criado inicialmente contém todos os movimentos usados seguido dos movimentos indicados pelo motor e junto do resultado: True ou False, bem como a cor da peça, onde o jogador de peças brancas, sempre será as peças pares, o jogador de peças pretas sempre será as peças ímpares, isso baseado que o conjunto de dados começa da linha 0. Como observado na Tabela 1, de exemplo, somente é "True" se o movimento for idêntico. Quando uma partida acaba, é adicionado uma linha em branco para separá-las, o tabuleiro é limpo para que uma nova partida recomece. Cada processo na análise utilizando o Stockfish consome em média 100 MB de *Random Access Memory* (RAM) e utiliza acima dos 80% de um Núcleo, permitindo o trabalho em paralelo, distribuindo o trabalho entre múltiplos núcleos da *Central Processing Unit* (CPU) para acelerar o processo de análise.

¹ Disponível em: <https://www.kaggle.com/datasets/datasnaek/chess/> Acesso em: 20 fev. 2025

² Disponível em: <https://lichess.org/> Acesso em: 20 fev. 2025

Tabela 1 – Comparação de movimentos entre jogadores e Stockfish.

Jogador	Conjunto baixado	Stockfish	Coincidente
white	d2d4	e2e4	False
black	d7d5	g8f6	False
white	c2c4	c2c4	True
black	c7c6	e7e6	False

Fonte: elaborado pelo autor (2024).

O segundo conjunto de dados criado a partir da junção do primeiro conjunto com algumas informações do conjunto baixado, e ao contrário do primeiro conjunto, não possui os valores escritos em PGN, mas sim valores binários, onde "1" significa que a jogada foi coincidente à jogada indicada pelo motor Stockfish e "0" significa que foi diferente, além disso, esse conjunto de dados possui separado todos os movimentos das peças brancas e pretas e inclui as aberturas da ECO com o número de movimentos referente a ela, para melhor controle inicial a ser analisado. O conjunto também possui a sequência máxima de coincidentes em sequência, além do Elo de cada jogador e seu adversário, bem como o vencedor da partida.

A Tabela 2 mostra um exemplo da estrutura desse segundo conjunto. Esse novo modelo foi adotado para reduzir linhas e facilitar análises futuras, além de que a partir dele é possível analisar os momentos da partida onde os jogadores tiveram mais acertos em sequência. Esse conjunto de dados foi utilizado para gerar gráficos filtrados, onde o objetivo era calcular as sequências das partidas de cada jogador, podendo assim visualizar indícios de uso de motores em momentos oportunos na partida.

Tabela 2 – Agrupamento dos dados para facilitar análises.

Movimentos		ID		Vencedor	Elo		Abertura	Max Seq	
Branco	Preto	Branco	Preto		Branco	Preto		Branco	Preto
01101111010	01010101010	bourgris	a-00	white	1500	1191	5	2	0
0101010101010	0101011011110	a-00	skinnerua	black	1322	1261	4	0	2

Fonte: elaborado pelo autor (2024).

4.3 Ambiente de Experimento

Para realizar o experimento, foi utilizada uma máquina Linux Ubuntu 22.04 LTS, equipada com um processador Intel Core i3-12100F 3.3GHz de 8 núcleos e 8 GB de memória RAM. Como editor principal foi utilizado o Visual Studio Code, ferramenta versátil e completa para o nosso estudo. O experimento foi feito em Python 3.10 e dentre as bibliotecas utilizadas há

a `python-chess`³ essa biblioteca permite criar e validar movimentos, nesse caso utilizando a UCI Stockfish, possibilitando fazer movimentos em paralelo com o conjunto de dados.

Para realizar a comparação e gerar um conjunto de dados de análise, foi utilizado a versão 16 do motor de xadrez Stockfish, que é de código aberto e está disponível para download no site oficial ou pelo GitHub⁴. O motor em linha de comando é derivado do Glaurung 2.1⁵.

³ Disponível em: <https://python-chess.readthedocs.io/en/latest/> Acesso em: 20 fev. 2025

⁴ Disponível em: <https://github.com/official-stockfish/Stockfish/> Acesso em: 20 fev. 2025

⁵ Disponível em: <https://www.chessprogramming.org/Glaurung> Acesso em: 20 fev. 2025

5 EXPERIMENTOS

A seguir serão apresentados os experimentos realizados durante a criação do conjunto de dados, bem como as análises realizadas para selecionar jogadores específicos que demonstraram maior afinidade com o estudo explorado, ou seja, o uso do motor em momentos calculados.

5.1 Processando com Stockfish

O tempo necessário para realização do experimento foi baseado na profundidade de busca do motor multiplicado pelo número de movimentos em todo o conjunto de dados, que resultou em um tempo estimado superior a 10 dias, o cálculo a seguir mostra como esse tempo foi estimado.

$$M = N \times \bar{m}, \quad N = 20058, \quad \bar{m} = 50$$

$$M = 20058 \times 50 = 1.002.900 \text{ segundos}$$

$$M = \frac{1.002.900}{60} = 16.715 \text{ min}, \quad H = \frac{16.715}{60} = 278,58 \text{ h}, \quad D = \frac{278,58}{24} \approx 11,61 \text{ dias}$$

Como o tempo foi considerado muito longo, a decisão foi dividir as partidas em 8 grupos de 2.507 cada e executar o programa em paralelo. Nenhuma das partidas foi comprometida, o conjunto original, baixado da kaggle foi dividido em 8 partes e ao final foram realocadas conforme o original, mantendo a ordem do mesmo.

Para processar o conjunto de partidas foi utilizado um programa de terminal chamado Tilix¹. O programa permite dividir a carga de trabalho entre terminais, cada um utilizando um núcleo físico do computador. Cada terminal foi configurado para comparar 2.507 partidas. Com o motor de análise configurado para uma profundidade de busca de 1 segundo por movimento, cada terminal levou em média 42 horas para processar as partidas.

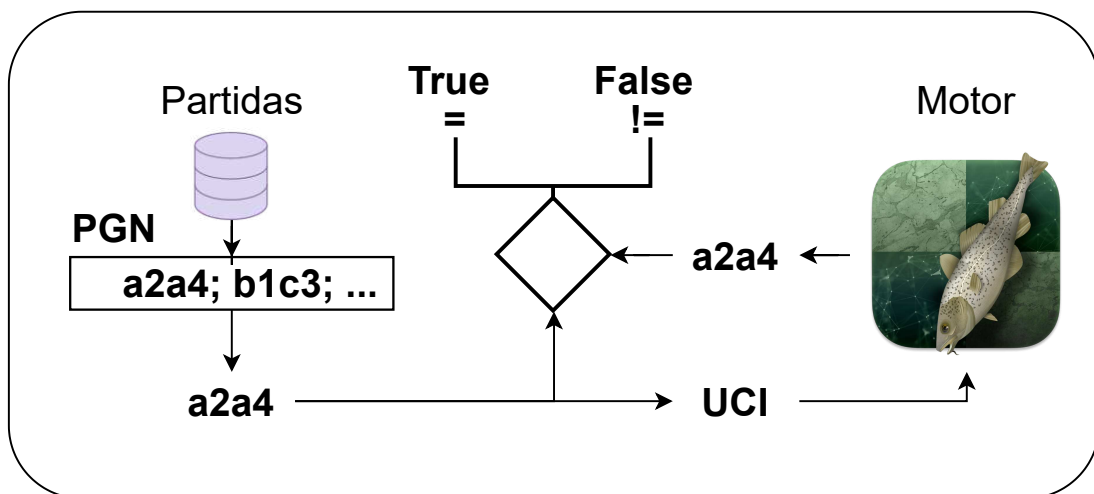
5.2 Comparação de dados

O experimento inicial foi a criação do primeiro conjunto de dados a partir do disponibilizado pela Kaggle, para isso, foi escrito em linguagem python, funções que recebiam

¹ Disponível em: <https://gnunn1.github.io/tilix-web/> Acesso em: 20 fev. 2025

uma coluna específica do conjunto de dados real e as comparavam com as jogadas indicadas pelo motor, como observado na Figura 1, um movimento vai para a UCI e o motor indica o melhor movimento baseado no estado do tabuleiro, para que isso funcione é necessário uso da função "play" disponível na biblioteca python-chess. Após resposta do motor, o movimento original e o movimento indicado pelo motor são comparados, e se iguais, retorna "True", se não, retorna "False", logo em seguida, o tabuleiro aplica o movimento original do conjunto baixado e o mesmo é alterado, para fazer essa alteração é utilizada a função "push_san" da biblioteca supracitada, com isso, um novo movimento da partida é processado, seguindo o mesmo fluxo até que a partida acabe e avance para a próxima. Para que o fluxo ocorra, é necessário o uso do módulo "chess.engine" que permite a comunicação com a UCI dos motores, para fazer essa ligação o usuário deve indicar o caminho para o binário do motor.

Figura 1 – Fluxo dos movimentos entre o conjunto de dados e o motor stockfish.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

5.3 Verificação de sequência

O segundo experimento foi buscado a partir da ideia de avaliar sequências de movimentos coincidentes com o motor e que esses movimentos tenham algum indício de uso da ferramenta, por exemplo, um jogador com mais de 5 partidas e em cada partida ele tem um início ruim, muitos "False" identificados pelo motor, e ao final da partida começa a ter muitos "True" coincidentes com o motor, permitindo assim uma vantagem sobre o adversário ou até mesmo a vitória. Por isso, foi criado o segundo conjunto de dados para facilitar estas análises, e

a partir disso, foi criado um *script* em Python para analisar cada linha da coluna com as partidas de cada jogador. Nesse experimento foram filtradas as jogadas com mais de 10 movimentos e que tivessem mais de 2 partidas por jogador, tendo em vista a ECO e análise histórica do mesmo, o que não é possível somente com uma partida, entretanto, dessa vez foi calculado os movimentos finais em sequência de no mínimo 4, por exemplo: “1,0,0,1,1,1,1”. como mostrado no exemplo, o número 1 repete 4 vezes seguidas no final da partida, como no segundo conjunto de dados criado, o exemplo escrito em binário reflete a "True" ou "False" do primeiro conjunto de dados. Além desse experimento, foi realizado outro de sequência que muito parecido com o anterior, utiliza do modelo binário de análise, entretanto, esse filtra sequências de no mínimo 3 "True" que se repetem ao menos 3 vezes, como exemplo: “1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1”. mudando o tipo de sequência e tendo uma nova visão analítica dos movimentos.

6 RESULTADOS

A seguir será analisado os resultados obtidos após os experimentos realizados, onde serão abordadas análises de visualização das melhores partidas que possuem indícios de roubo, focando em jogadores que possuem tal característica.

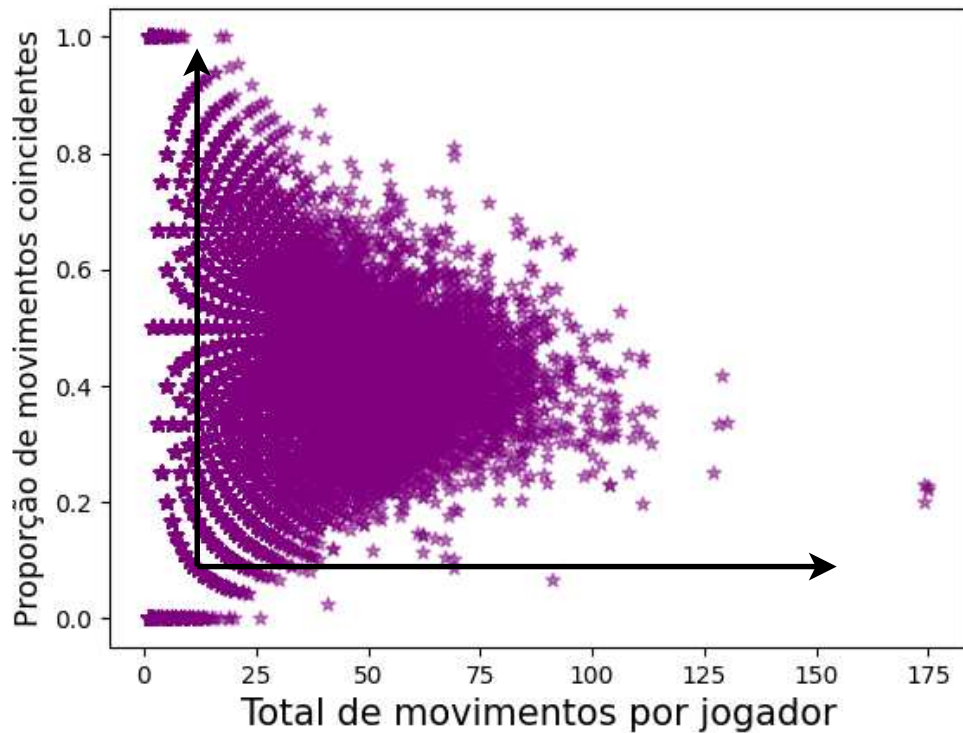
6.1 Coincidência com o motor

A partir dos experimentos já citados, foi criado gráficos para melhor visualização dos dados, a figura 2 apresenta o número de movimentos de todas as partidas de cada jogador no eixo x e a porcentagem de 0 a 1 no eixo y, esse gráfico demonstra majoritariamente a quantidade de jogadores que possuem movimentos coincidentes próximos à mediana do eixo y, isso mostra que uma pequena parcela dessas partidas possuem uma alta taxa de coincidência ao motor, ou seja, acima de 0.8, inicialmente pode-se pensar que ao possuir tal aspecto, essas partidas podem ter sido manipuladas por um motor, entretanto como discutido por Regan e Barnes (REGAN *et al.*, 2011; BARNES; HERNANDEZ-CASTRO, 2015), os métodos MM e CV não podem ser considerados o principal fator de acusação, ao existirem os falsos positivos.

6.2 Sequência de movimentos

Mediante a subseção anterior, foram filtrados e listados os jogadores com mais de 10 movimentos em cada partida e que tivessem mais de uma partida, já que Barnes comprovou ser impraticável a acusação de trapaça mediante somente uma partida, além disso, um limiar inferior de 0.1 ou 10% foi definido, pois partidas com ínfimas coincidências foram descartadas, visto que o atual estudo analisa sequências de coincidências, esses dados foram utilizados para análise com o segundo experimento. Ainda na Figura 2, pode-se observar alguns asteriscos mais escuros e outros transparentes, quanto mais escuro mais sobreposição de partidas, por isso, esse grande aglomerado centralizado não pode ser descartado, e para análise do segundo experimento, todos esses dados serão utilizados, com filtros rígidos de seleção já citados na seção 5.

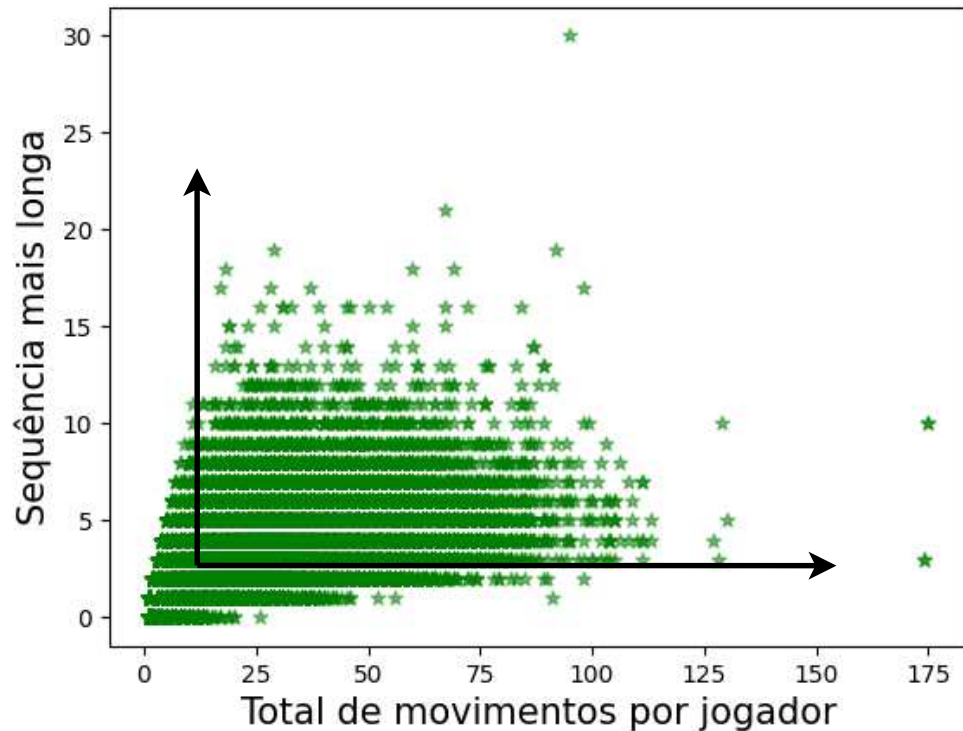
Figura 2 – Proporção de movimentos coincidentes.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

A Figura 3 demonstra as maiores sequências obtidas por cada partida de cada jogador individualmente, o eixo y representa a maior sequência seguida de coincidências e o eixo x representa o número de movimentos das partidas, pode-se observar que ao cruzar os eixos, identifica-se uma partida que teve 100 movimentos e desses 100, 30 são coincidentes em sequência com o motor, inicialmente pode-se afirmar que em comparação ao número total de movimentos, a sequência é bem menor, 1/3 do total, entretanto, dependendo de onde essa sequência se inicia, pode ser que o jogador tenha usada essa estratégia para burlar um mecanismo de identificação MM/CV, e utilizado um motor para auxílio no fim da partida, e assim, ganhá-la, essa estratégia é abertamente conhecida e adotada por muitos trapaceiros que utilizam desse meio, entretanto, se essa estratégia for usada com muita frequência, ou seja, em várias partidas, esse modo de trapaça fica mais exposto a investigações, obviamente, dependendo da pontuação ELO e do histórico desse jogador, é menos improvável acusá-lo de trapaça. Com isso em mente, explorando o uso do motor em momentos oportunos, foi definido um limiar de busca, onde com no mínimo 10 movimentos por partida e com no mínimo uma sequência de 3 movimentos coincidentes, como mostrado na figura.

Figura 3 – Sequência mais longa de movimentos coincidentes.

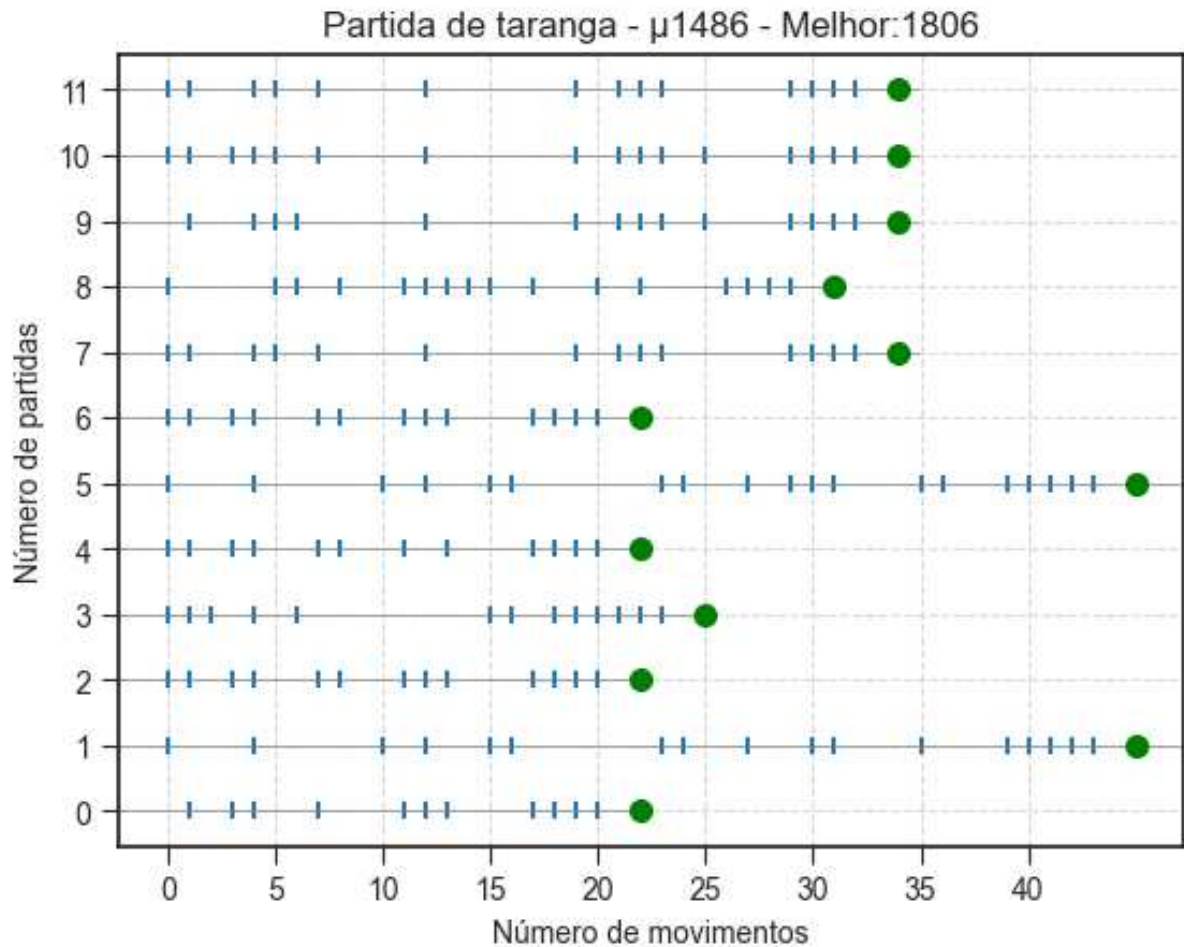


Fonte: elaborado pelo autor (2024).

6.3 Resultado previsto da partida

Como observado na Figura 4, figura de melhor exemplo escolhida dentre o acervo, o gráfico apresenta o número total de partidas no eixo y e o número de movimentos no eixo x, cada partida pode ser interpretada da seguinte forma: se existe o símbolo "I", significa que é Verdadeiro e o movimento é coincidente ao indicado pelo motor, se existe um espaço em branco ' ', significa que o movimento foi Falso, como observado na figura, Taranga possui 12 partidas, já filtradas, e todas são vitoriosas, referenciado pela bolinha verde. Juntando essa informação, com o Elo maior do adversário e a razão de movimentos coincidentes ao motor do mesmo, pode-se deduzir que Taranga utilizou de ferramentas para conseguir a vitória, isso é deduzido a partir do conhecimento de que em muitas partidas, Taranga tem um início ruim, ou seja, não coincidente ao motor, que baseado nos melhores jogadores, geralmente é muito coincidente, já que são os movimentos da ECO, ou seja, movimentos bem conhecidos, e por fim, ele possui muitos movimentos bons em sequência no final, ganhando a partida. Taranga possui

Figura 4 – Jogador suspeito.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

muitos movimentos bons durante a partida, entretanto, alguns espaços em branco como mostrado na figura, porém, nenhuma derrota, o que não é o caso para muitos outros jogadores que possuem Elo melhor e que jogaram melhor que o mesmo, como mostrado na Tabela 3, resultante da filtragem de finais coincidentes, isso demonstra a alta probabilidade de que Taranga utilizou meios para evitar a identificação de trapaceiro, o qual é o caso de usar o motor em momentos oportunos.

Já no caso de *peer1966*, a diferença de Elo é bem pequena, tornando assim, uma partida justa para qualquer participante, mas não exclui a possibilidade de trapaça na partida.

Na Tabela 4, resultante da filtragem de sequência de 3 coincidentes repetidos, Taranga aparece 3 vezes, um dos poucos jogadores que se repetem nessa filtragem, entretanto, a diferença Elo é bem pequena, tornando a partida equilibrada, se comparar ambas as tabelas já citadas nessa seção, pode-se observar que terminar com muitas jogadas coincidentes é mais raro de que acertar

sequências de 3 durante a partida, acrescentando força de que analisar o final das partidas é uma metodologia viável, pois sequências de 3 seguidas é mais comum entre os jogadores, o que pode acarretar mais falsos positivos, com isso em mente, o mais adequado é unir todos os métodos já citados nesse trabalho e avaliar o histórico de cada jogador, é importante citar que este conjunto de métodos não pode ser utilizado sozinho, pois mesmo os métodos mais fortes, apresentam falsos positivos nesse meio.

Tabela 3 – Sequência com final coincidente.

Cor	Jogador	Elo	Taxa de Coincidência	Oponente	Elo	Taxa de Coincidência	Vencedor
black	oldpaths	1568	0.45	porquepepe	1618	0.50	black
black	taranga	1289	0.42	striker123	1806	0.45	black
white	tfeng	1579	0.48	ironboy	1623	0.51	white
black	per1966	1670	0.33	saviter	1689	0.52	black
black	per1966	1670	0.38	saviter	1689	0.52	black
white	saviter	1709	0.45	leps000	1716	0.49	white
white	vfhfnvfhn22	1602	0.39	natyulpan	1671	0.41	white
black	masterzyd	1272	0.30	pradeeprajiji	1311	0.43	black
white	ezatfoda	1804	0.46	mate96	2023	0.47	white
black	gmanderson	1500	0.80	jfthechessmaster	2119	0.81	black
white	ranchowangdu	1500	0.51	vanitasmarilyn	2054	0.59	white
black	thehutchtouch	1847	0.44	firouz	1922	0.46	black
white	apis11	1936	0.51	hoxhound	1938	0.54	white
white	pavelsps	1984	0.36	valaga	2052	0.43	white
black	davidc87	1260	0.39	xadrezzchess	1392	0.45	black
black	steelviper	1500	0.48	sina	1622	0.52	black
white	dinobzik	1220	0.29	brukaef	1252	0.38	white
white	lodzianin	1998	0.44	dimon57153	2047	0.46	white
white	yazeed_bani_saleem	1739	0.45	jossue	1754	0.51	white
white	tetley	1282	0.26	eikamikiku	1309	0.39	white
white	juanma206	1683	0.46	fabio_magagnin57	1776	0.55	white
black	mukrisp	1656	0.27	vfhcbr	1780	0.31	black
white	sagansaxo	1606	0.44	chessie66	1731	0.47	white
black	erdugliano71	1929	0.37	radiomaryjak	1974	0.49	black
black	shmulke	1488	0.40	habibisson	1532	0.43	black

Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Tabela 4 – Sequência de 3 seguidas durante uma partida.

Cor	Jogador	Elo	Taxa de Coincidência	Oponente	Elo	Taxa de Coincidência	Vencedor
white	taranga	1280	0.39	moon50	1485	0.41	white
white	taranga	1280	0.35	moon50	1485	0.39	white
white	taranga	1280	0.40	moon50	1485	0.46	white
white	kardsalan	1937	0.46	mrhorta50	2090	0.50	white
white	skulll1	1710	0.47	narcad	1712	0.48	white
white	butterlandz	1278	0.36	ki_f	1463	0.45	white
white	crax_is_bax	1637	0.35	sebasfei89	1661	0.43	white
black	fandm-lancaster	1307	0.51	portos555	1369	0.54	black
black	odxaan	1925	0.54	dahabi	1941	0.60	black
black	gmanderson	1500	0.80	jfthechessmaster	2119	0.81	black
white	jovan_kingofkings	1712	0.47	stanislaw1231	1770	0.50	white
white	mobin1388	1858	0.40	phenixa	1920	0.48	white
white	ranchowangdu	1500	0.51	vanitasmarilyn	2054	0.59	white
white	thegreatman06	1919	0.44	bert9999	1994	0.45	white
black	mcdaman	1414	0.44	vathanan	1477	0.46	black
black	thehutchtouch	1867	0.43	shamliq	1912	0.47	black
white	manrod420	1406	0.42	petrovich1967	1496	0.44	white
white	ahmedgomez	1445	0.37	mahmoud_safyan	1649	0.40	white
black	ahmedgomez	1437	0.44	mahmoud_safyan	1564	0.49	black
black	amirhossein2014	1731	0.28	chessaurio	1922	0.38	black
white	bocadagod	1583	0.47	marbin	1622	0.48	white
black	webkin	1578	0.45	igorqs	1580	0.48	black
white	hd_aslani	1462	0.43	kasparof09	1465	0.49	white
white	philippinepride	2118	0.50	mysticc	2197	0.58	white
white	apis11	1936	0.51	hoxhound	1938	0.54	white
white	aeilnrst	1938	0.43	igorcru4inin	1985	0.44	white

Fonte: elaborado pelo autor (2024).

7 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Como resultado, a análise mostrou-se eficaz até certo ponto, onde em casos onde o jogador com Elo mais alto perde para um jogador com Elo menor, que além de ter feito jogadas mais ruins, teve uma grande proporção de similaridade com o Stockfish ao final da partida, obtendo vantagem e por fim a vitória sobre o melhor competidor. Essa análise demonstrou que, ainda é improvável possuir provas concretas de trapaça, mesmo analisando os padrões de movimentação de cada jogador somado a informação de Elo do mesmo, ainda se podem ocorrer casos de Falso positivo. Entretanto, unir os modelos de análises a outros já desenvolvidos na área, pode resultar em mais confiança na hora de punir um trapaceiro.

Utilizar o Stockfish com limitação de 1 segundo por partida é algo que diminui a precisão do motor, entretanto, em partidas reais, não existe tempo fixo entre as jogadas de cada jogador, ou seja, terá momentos em que o motor irá possuir mais tempo para calcular as melhores jogadas e em outros, menos tempo, por isso, aplicamos ao motor a limitação de 1 segundo, para avaliar a capacidade do mesmo em lidar com esse tipo de situação, e o resultado foi que o motor teve um bom desempenho nos movimentos iniciais e finais, demonstrando as melhores situações de jogada possível, entretanto, na grande maior parte central das partidas, ele demonstrou uma baixa competência em informar os melhores movimentos, o que permitiu aos jogadores terem uma alta precisão com o mesmo, já que o tempo limitou muito um aprofundamento das possibilidades da ferramenta. Com isso, conclui-se que o motor deve trabalhar com tempos de resposta mais diversos, com ênfase maior nas jogadas centrais, a fim de não interpretar erroneamente os falsos positivos.

Como trabalhos futuros, pretende-se incluir mais variáveis de análise, como o tempo de resposta de cada jogada, além disso, a utilização de conjuntos de dados maiores com mais partidas e jogadores, bem como aumentar o tempo de decisão do motor Stockfish em momentos estratégicos, como no centro e no final das partidas. Ademais, usar conjuntos de dados com confiança de que não houve trapaça e outro com certeza de trapaça, casos onde o motor joga contra outro motor.

REFERÊNCIAS

ABDELGHANI, B. A.; DARI, J.; BANITAAN, S. Comparing traditional and deep learning approaches in developing chess ai engines. In: IEEE. **2023 3rd International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering (ICECCME)**. 2023. p. 1–7. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/10252232>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

ACHER, M.; ESNAULT, F. **Large-scale Analysis of Chess Games with Chess Engines**: a preliminary report. CoRR, abs/1607.04186, 2016. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1607.04186>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

BARBANTI, V. O que é esporte? **Revista brasileira de atividade física & saúde**, v. 11, n. 1, p. 54–58, 2006. Disponível em: <<https://periodicos.ufpel.edu.br/index.php/RBAFS/article/view/833/840>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

BARNES, D. J.; HERNANDEZ-CASTRO, J. In the limits of engine analysis for cheating detection in chess. **Computers & Security**, Elsevier, v. 48, p. 58–73, 2015. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.cose.2014.10.002>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

BLANCH, A. Chess instruction improves cognitive abilities and academic performance: Real effects or wishful thinking? **Educational Psychology Review**, Springer, v. 34, n. 3, p. 1371–1398, 2022. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1007/s10648-022-09670-9>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

GRILLO, R. de M.; GRANDO, R. C. **O xadrez pedagógico e a matemática no contexto da sala de aula**. [S.l.]: Pimenta Cultural, 2021.

GUSEV, D. A. Using modern chess software for opening preparation. **Association Supporting Computer Users in Education**, ERIC, 2021. Disponível em: <<https://eric.ed.gov/?id=ED617407>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

HOQUE, M. **Classification of Chess Games: An Exploration of Classifiers for Anomaly Detection in Chess**. [S.l.]: Minnesota State University, Mankato, 2021.

ILIESCU, D. M. D. The impact of artificial intelligence on the chess world. **JMIR serious games**, JMIR Publications Inc., Toronto, Canada, v. 8, n. 4, p. e24049, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.2196/24049>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

KOBIELA, F. Should chess and other mind sports be regarded as sports? **Journal of the Philosophy of Sport**, Taylor & Francis, v. 45, n. 3, p. 279–295, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/00948705.2018.1520125>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

MARTINSON, F.; RANGEL, D. A comprehensive analysis of game hacking through injectors: Exploits, defenses and beyond. **International Journal of Computer Applications**, v. 185, p. 8887, 09 2023. Disponível em: <<https://doi.org/10.5120/ijca2023923110>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

MCILROY-YOUNG, R.; WANG, R.; SEN, S.; KLEINBERG, J.; ANDERSON, A. **Detecting Individual Decision-Making Style: Exploring Behavioral Stylometry in Chess**. 2022.

NOEVER, D.; CIOLINO, M.; KALIN, J. The chess transformer: Mastering play using generative language models. **arXiv preprint arXiv:2008.04057**, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.48550/arXiv.2008.04057>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

PANCHAL, H.; MISHRA, S.; SHRIVASTAVA, V. Chess moves prediction using deep learning neural networks. In: IEEE. **2021 International Conference on Advances in Computing and Communications (ICACC)**. 2021. p. 1–6. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ICACC-202152719.2021.9708405>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

REGAN, K. W.; MACIEJA, B.; HAWORTH, G. M. Understanding distributions of chess performances. In: **Advances in computer games**. Springer, 2011. p. 230–243. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-31866-5_20>. Acesso em: 20 fev. 2025.

TANBERK, S.; KILIMCI, Z. H.; TüKEL, D. B.; UYSAL, M.; AKYOKUŞ, S. A hybrid deep model using deep learning and dense optical flow approaches for human activity recognition. **IEEE Access**, v. 8, p. 19799–19809, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2968529>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

ULUDAG, K. Accusations of cheating in chess and relevant psychological factors: Innocent until proven guilty unless you are world champion. **Available at SSRN 4496354**, 2023. Disponível em: <<https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4496354>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

VAMPLEW, W. Bread and circuses, olive oil and money: commercialised sport in ancient greece and rome. **The International Journal of the History of Sport**, Taylor & Francis, v. 39, n. 6, p. 589–608, 2022. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/09523367.2022.2099383>>. Acesso em: 20 fev. 2025.

VILLAFAINA, S.; COLLADO-MATEO, D.; CANO-PLASENCIA, R.; GUSI, N.; FUENTES, J. P. Electroencephalographic response of chess players in decision-making processes under time pressure. **Physiology & behavior**, Elsevier, v. 198, p. 140–143, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2018.10.017>>. Acesso em: 20 fev. 2025.