



FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO E NEGÓCIOS DE SERGIPE

NÚCLEO DE PÓS-GRADUAÇÃO E EXTENSÃO – NPGE

PÓS GRADUAÇÃO MBA EM ADMINISTRAÇÃO DE BANCO DE DADOS

DANIEL REGIS LIMA CORRÊA

**DATAMING E XADREZ: UMA VISÃO DE COMO A MINERAÇÃO DE DADOS JÁ
CONTRIBUIU COM A SOLUÇÃO COMPUTACIONAL DO XADREZ**

Aracaju

2016

DANIEL REGIS LIMA CORRÊA

**DATAMING E XADREZ: UMA VISÃO DE COMO A MINERAÇÃO DE DADOS JÁ
CONTRIBUIU COM A SOLUÇÃO COMPUTACIONAL DO XADREZ**

Artigo apresentado à FANESE – Faculdade e Administração e Negócios de Sergipe como um dos pré-requisitos para obtenção de título de pós-graduação em Administração de Banco de Dados.

Aracaju

2016

DATAMINIG NO XADREZ: UMA VISÃO DE COMO A MINERAÇÃO DE DADOS JÁ CONTRIBUIU COM A SOLUÇÃO COMPUTACIONAL DO XADREZ

DANIEL REGIS LIMA CORRÊA¹

RESUMO

Jogos sempre foram uma área de grande interesse do ponto de vista computacional. São inúmeros os trabalhos publicados acerca de estudos de procedimentos, técnicas e algoritmos para resolver os problemas dos jogos. O xadrez por ser um dos mais complexos, talvez perca somente para o japonês Go, é abordado por muitos desses estudos. Nos dias de hoje em que espaço de armazenamento não é considerado um problema, as técnicas de mineração de dados se tornam grande aliadas. Esse trabalho, através de pesquisa qualitativa e bibliográfica, busca trazer a luz os trabalhos já publicados que fazem uso da mineração de dados na tentativa de evoluir as pesquisas da solução computacional do xadrez.

PALAVRAS-CHAVE: Jogos; Xadrez; Mineração de dados;

1. INTRODUÇÃO

O xadrez é um jogo de raciocínio e inteligência milenar. Estudos indicam que tenha surgido na Índia no século VI ou, segundo teoria alternativa, teria sido criado por um general chinês no século II. Desde então o jogo tem evoluído cada vez mais e estudos, teorias e escolas do pensamento surgiram com passar do tempo. E a computação viu nessa área uma fonte para suas pesquisas, uma vez que jogos são

¹ Bacharel em Ciência da Computação pela UFS – Universidade Federal de Sergipe.

Graduando em Direito pela UFS – Universidade Federal de Sergipe

Analista de Controle Externo II no Tribunal de Contas do Estado de Sergipe.

locais perfeitos para testar e aperfeiçoar técnicas que podem ser utilizadas em outras áreas. Um exemplo disso é o Deep Blue (IBM, 2016), computador criado para jogar xadrez e que foi responsável pelo desenvolvimento computacional utilizado para resolver cálculos complexos que ajudaram, por exemplo, a descobrir novos medicamentos.

Alan Turing, considerado por muitos como o pai da computação moderna, conhecido mundialmente por ter quebrado a criptografia do Enigma², desenvolveu em 1948 o que foi considerado o primeiro programa de xadrez da história. Na verdade, era somente um algoritmo já que na época ainda não existia computador capaz de executá-lo. Turing levava até trinta minutos calculando cada jogada seguindo os passos do algoritmo. Em 1953, Turing publicou um artigo em que mencionava o algoritmo e já traçava definições sobre propriedades de avaliação de posição, discorria sobre a estratégia minimax (CHESSPROGRAMMING, 2016) e até sobre aprendizado de máquina através de um embrião de um algoritmo genético.

A mineração de dados, que tem forte ligação com o aprendizado de máquina aparece como uma ferramenta que traz grandes possibilidades para o desenvolvimento da pesquisa computacional sobre o xadrez.

Neste trabalho, serão lembrados alguns conceitos de mineração de dados para depois, em conjunto com uma breve explanação do problema computacional do xadrez e como ele tem sido abordado, elencar os estudos envolvendo o xadrez e grandes bases de dados.

2. MINERAÇÃO DE DADOS

Vivemos num mundo completamente tomado por dados, e a quantidade deles parece aumentar a cada dia. O acesso à tecnologia como computadores, *notebooks*, *tablets* e *smartphones* torna muito fácil salvarmos coisas que teríamos jogado no lixo. O custo baixo para armazenamento e as opções para fazê-lo na nuvem adia a decisão do que faremos com tudo isso. E escondido nessa grande massa de dados está a

² Máquina criptográfica alemã da II Guerra Mundial.

informação, com grande potencial de utilidade, raramente percebida e utilizada a nosso favor. (WITTEN;FRANK;HALL, 2011)

A mineração de dados, também conhecida como Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados, do inglês *Knowledge Discovery in Databases*, é definida como o processo de descoberta de padrões em dados. O processo deve ser automático ou semiautomático e os padrões descobertos devem ter algum significado que garanta alguma vantagem. O dado invariavelmente está presente em quantidades substanciais. (WITTEN;FRANK;HALL, 2011)

É um campo multidisciplinar que envolve conceitos de sistemas de bancos de dados, estatística, aprendizado de máquina e reconhecimento de padrões. (MEIRA; ZAKI, 2014)

A mineração faz parte de um processo de descoberta e conhecimento que envolve tarefas como:

Limpeza: remover sujeiras e inconsistências nos dados.

Integração: quando várias fontes de dados são utilizadas.

Seleção: quando os dados relevantes à tarefa de análise são selecionados.

Transformação: os dados são transformados e consolidados através de sumarização e agregação.

Mineração: quando métodos inteligentes são aplicados para extrair padrões.

Avaliação: quando são identificados padrões realmente interessantes dentre os resultados da mineração.

Apresentação do conhecimento: quando técnicas são usadas para apresentar o conhecimento minerado para os usuários. (HAN; KAMBER; PEI, 2012)

Dentro da mineração de dados existem várias abordagens que se pode escolher para atacar o problema. Nos trabalhos que iremos apresentar sobre o estudo computacional do xadrez destacam-se a classificação e a associação.

2.1. CLASSIFICAÇÃO

É a tarefa de designar objetos a uma das enumeradas categorias predefinidas através de modelos de classificação. Esse tipo de análise pode ajudar a entender melhor o conjunto de dados que se está trabalhando. (HAN; KAMBER; PEI, 2012)

Um classificador é processo de dois passos, o aprendizado e a classificação.

Na fase do aprendizado, o classificador é construído através de uma base predeterminada de classes e conceitos. O algoritmo de classificação aprende dessa base que contém um conjunto de atributos e um rótulo da categoria associada a essas características. Um exemplo de base de teste pode ser visto na Tabela 1.

Tabela 1. Exemplo de base de treinamento para empréstimo

Nome	Idade	Renda	Decisão
Sandy Jones	Jovem	Baixa	Arriscado
Bill Lee	Jovem	Baixa	Arriscado
Caroline Fox	Adulto	Alta	Seguro
Rick Field	Adulto	Baixa	Arriscado
Susan Lake	Idoso	Baixa	Seguro
Claire Phips	Idoso	Média	Seguro
Joe Smith	Adulto	Alta	Seguro

Fonte: HAN

Data: 2012

Após a fase de aprendizado com os dados da Tabela 1, as seguintes regras de classificação podem ser extraídas:

1. Se *idade = Jovem* então *decisão = Arriscado*.
2. Se *renda = Alta* então *decisão = Seguro*.
3. Se *idade = Adulto* e *Renda = Baixa* então *decisão = Arriscado*.
4. Se *idade = Idoso* então *decisão = Seguro*.

O segundo passo é usar o modelo gerado para classificar dados. É importante testar o modelo gerado com um conjunto de dados que não foi usado na geração do mesmo.

Um dos métodos de classificação existentes é o de árvores de decisão. Trata-se de uma estrutura em árvore parecida com um fluxograma, onde cada nó interno da árvore representa um teste de um dos atributos. As folhas da árvore representam os rótulos das categorias.

A título de ilustração, são exemplos de classificação os métodos de Bayes, Algoritmos genéticos, Padrões frequentes dentre outros.

2.2. ASSOCIAÇÃO

Uma metodologia útil para encontrar relações escondidas em grande quantidade de dados. Tais relações podem ser representadas por regras de associação ou conjuntos de itens frequentes. (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2006)

Tabela 2. Exemplo de compras em um mercado

Nº Compra	Itens comprados
1	{Pão, Leite}
2	{Pão, Fralda, Cerveja, Ovos}
3	{Leite, Fralda, Cerveja, Refrigerante}
4	{Pão, Leite, Fralda, Cerveja}
5	{Pão, Leite, Fralda, Refrigerante}

Fonte: TAN

Data: 2006

Uma das regras de associação que pode ser extraída da Tabela 2 é a que indica que Fraldas estão associadas a Cervejas e pode ser representada da seguinte forma:

{Fraldas} → {Cerveja}

Os dados da Tabela 2 podem ser apresentados em uma representação binária, conforme a Tabela 3.

Tabela 3. Representação binária

Nº Compra	Pão	Leite	Fraldas	Cerveja	Ovos	Refrigerante
1	1	1	0	0	0	0
2	1	0	1	1	1	0
3	0	1	1	1	0	0
4	1	1	1	1	0	0
5	1	1	1	0	0	1

Fonte: TAN

Data: 2006

Um conceito importante é o do suporte, que é a quantidade de transações em que um conjunto de itens aparece. No caso apresentado o conjunto de itens {Pão, Fraldas} aparece em três transações, portanto este conjunto tem suporte igual a três. Já o conjunto {Fraldas, Cerveja} aparece também em três transações, sendo assim o

suporte do conjunto é três. O suporte é uma medida importante pois uma regra que tem um valor baixo de suporte pode ocorrer simplesmente ao acaso. Por isso o suporte é utilizado para eliminar regras pouco interessantes.

Outro conceito utilizado é o da confiança, que como o nome diz, é utilizada para medir a confiança da regra de associação encontrada. Considere a regra {Leite, Fraldas} → {Cerveja}, o suporte do conjunto {Leite, Fraldas, Cerveja} é dois, pois estão presentes ao mesmo tempo em duas transações. O suporte do Conjunto {Leite, Fralda} é três. A confiança da regra é medida pela razão entre o suporte do conjunto {Leite, Fraldas, Cerveja} e o suporte do conjunto {Leite, Fraldas}, o que nesse caso seria $2/3 = 0,67$. (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2006)

Em alguns casos as bases de dados contêm informação de caráter temporal, o que nos permite ordenar os dados em uma sequência e obter padrões que permitem prever a ocorrência de um evento. (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2006)

3. O PROBLEMA DO XADREZ

O xadrez, antigamente se pensava como uma atividade que um computador seria incapaz de fazer, pois a decisão da próxima jogada demanda uma grande carga de criatividade e raciocínio. (LAI, 2015)

Com o passar do tempo e a evolução computacional, passou-se a vislumbrar a possibilidade de que computadores pudessem jogar e ainda competir em pé de igualdade com as maiores mentes do xadrez mundial. Em 1997, a IBM desenvolveu um computador, chamado de *Deep Blue*, que no dia 11 de maio derrotou o campeão mundial, Garry Kasparov³. Num desafio de seis jogos, Kasparov ganhou a primeira e perdeu a segunda partida, e depois de três empates, na última partida, *Deep Blue* derrotou o campeão. Até então nenhum grande mestre havia perdido para um computador. (IBM, 2016)

³ Enxadrista russo, campeão mundial em 1985. O mais novo a ganhar o título, aos 22 anos. Considerado até hoje um dos enxadristas mais importantes do mundo. (KASPAROV, 2016)

Quando se analisa a situação, onde um humano que consegue pensar até cinco posições a frente por segundo – segundo o próprio Kasparov –, joga partidas equilibradas com um computador que consegue analisar duzentas milhões de posições por segundo, podemos afirmar que ainda falta muito para que computadores joguem como humanos. (LAI, 2015)

O grande problema quando se programa soluções computacionais para o xadrez, é a grande quantidade de continuações possíveis para um jogo. Considerando que em cada posição de tabuleiro existem quarenta (40) movimentos possíveis em média, e que uma partida dura, também em média, cerca de 40 jogadas – 2 movimentos, um das peças brancas e outro das peças pretas – teríamos um número provável na ordem de 10^{128} posições que precisariam ser analisadas por jogo. Pode-se, portanto, dizer que a tarefa de listar todos os possíveis jogos de xadrez é impossível. (BREDA, 2006)

4. MINERAÇÃO DE DADOS NO XADREZ

As características do jogo o tornam fonte rica para desenvolver trabalhos utilizando as técnicas de mineração de dados. Podem-se ser estudadas associações entre aberturas de jogos, fins de jogos e até mesmo entre estratégias de ataque e defesa em determinadas configurações de tabuleiro. Padrões podem ser extraídos nas relações entre posições das peças no tabuleiro ou na sequência das jogadas e assim criar formas de tentar prever o próximo movimento.

Essas técnicas podem ser empregadas para criar *engines*⁴ ou para tentar reduzir o tamanho das gigantescas bases de dados disponíveis.

A teoria do xadrez é dividida em três grandes categorias, a abertura, a parte intermediária da partida, e o fim de jogo. Em cada uma delas existem várias formas de encarar o jogo em busca da vitória. Para cada uma delas é possível encontrar um número grande e bases de dados dos mais variados formatos e atributos envolvidos.

⁴ Programas desenvolvidos para jogar contra oponentes humanos ou outras máquinas.

Estão disponíveis, de forma gratuita ou paga, pela rede mundial de computadores ou por outras mídias digitais, jogos completos entre pessoas do mundo todo, desde amadores a profissionais, jogos entre dois jogadores humanos, entre humanos e computadores e entre dois computadores.

Dentre essas bases destaca-se as onde estão os jogos entre os grandes mestres do xadrez, que são jogadores que participam de competições ou jogos seguindo a regulamentação de jogos e classificação de jogadores da FIDE – Federação Mundial de Xadrez⁵.

Também estão disponíveis bases contendo as aberturas largamente estudadas e utilizadas pelos jogadores e organizada em 1966 pela editora *Chess Informant*⁶ através da classificação ECO⁷, desenvolvida por eles. (CHESSINFORMANT, 2016)

A categoria de fim de jogo não fica de fora e também possui bases de dados. O fim de jogo mais simples contem 3 peças. Um fim de jogo de duas peças teria somente os dois reis o que caracteriza um empate já um rei não ameaça o outro. O número de posições de tabuleiro possíveis num fim de jogo é na ordem de 60^n , onde n é a quantidade de peças. A combinação das bases, já que por exemplo um jogo de quatro peças pode virar um jogo de três peças torna impossível existirem bases de fim de jogo com mais do que uma certa quantidade de peças. Hoje elas existem para jogos com até 7 peças. A complexidade pode ser reduzida com regras básicas, como duas peças não podem ocupar a mesma casa, ou conhecimentos básicos do xadrez, como dois reis não ocupam casa adjacentes. Algumas simetrias podem ser aplicadas principalmente quando os peões já não fazem mais parte do jogo e não existe mais o conceito de direção, já que o peão é a única peça que só se move para frente. (BREDA, 2006)

⁵ Grande Mestre é maior título que se pode ter e é baseado na performance do jogador em jogos e competições levando em consideração a classificação de seus oponentes. (FIDE 1, 2016)

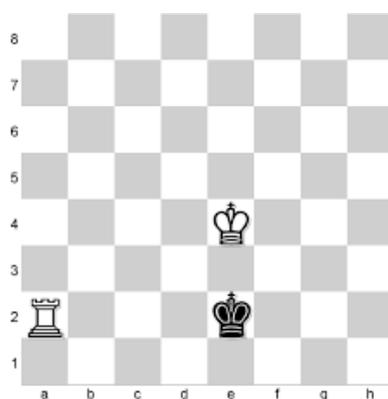
⁶ *Chess Informant* foi uma editora de Belgrado dedicada a publicações sobre xadrez, desde 1966 até os dias de hoje.

⁷ Encyclopedia of Chess Openings.

Ainda nessa categoria as bases de fim de jogo podem conter vários formatos. Podem ter somente a posição das peças e informação se dali, com jogadas consideradas ótimas, acabará em vitória, empate ou derrota. Pode conter a quantidade de jogadas para o *mate*⁸.

As mais conhecidas bases de 3 peças são Rei e Peão contra Rei (KpK), Rei e Dama⁹ contra Rei (KQK) e Rei e Torre contra Rei (KRK). Nas quatro peças estão Rei, Cavalo e Bispo contra Rei (KNBK), Rei e Dama contra Rei e Torre (KQKR).

Figura 1. Fim de jogo do tipo KRK



5. TRABALHOS PRÉVIOS

O início do desafio computacional dentro xadrez começou da mesma forma que se tentam resolver qualquer outro tipo de jogo, através da força bruta. Como não é possível analisar todas as evoluções de uma partida a partir de determinada posição, pois o número de variações é muito grande, a abordagem utilizada é a do minimax, onde evoluções do jogo até uma certa profundidade são analisados utilizando algum critério para escolher aquele caminho que resulte numa melhor condição de jogo. A maioria dos *engines* chegam a analisar a uma profundidade de até 17 jogadas.

A evolução da computação no xadrez passa então é criar formas de melhorar as funções que avaliam as posições de tabuleiro para serem utilizadas nos algoritmos

⁸ Checkmate: Onde o rei é atacado e não pode evadir-se. (FIDE 2, 2016)

⁹ Oposto a que muitos acreditam, em português a rainha vira dama para evitar confusão na anotação dos jogos já que em português rei e rainha tem a mesma inicial 'r'.

minimax. Muitas dessas funções têm uma carga muito grande de ajustes finos e intervenção manual nos códigos, na tentativa de incluir o raciocínio que o enxadrista emprega nos jogos dentro do *engine*.

Com o advento da inteligência artificial começam a surgir estudos utilizando as técnicas de aprendizagem e tomadas de decisão dessa disciplina.

A mineração de dados que muito utiliza da inteligência artificial passa a ser uma ferramenta das pesquisas de forma natural.

A partir daqui serão enumerados alguns trabalhos que fazem uso da mineração de dados na tentativa de situar a pesquisa nesse nicho.

Michalski e Negri utilizaram a base KPK descrita por Clarke em 1977 e aplicam o algoritmo de aprendizado de regras por indução de Michalski. Regras de predição com 80% de assertividade foram geradas a partir de 250 exemplos de treinamento. Esse trabalho foi publicado em 1977. (FÜRNKRANZ, 1997)

Através do algoritmo de árvores de decisão ID3, em 1983, Quinlan descobriu regras de reconhecimento para fins de jogo do tipo KRKN. Com apenas 10% de todas as posições possíveis no KRKN, o algoritmo foi capaz de derivar uma árvore de decisão que cometeu somente dois erros dentro de dez mil posições escolhidas aleatoriamente. A árvore era capaz de reconhecer posições em que o jogo estaria perdido em 2 ou 3 movimentos. Um problema desse trabalho que apesar da árvore de decisão ser precisa e mais rápida que algoritmos de pesquisa extensiva no reconhecimento, enxadristas experientes não conseguiram entendê-la. Para diminuir o problema Shapiro e Niblett, em 1982, a decomuseram em problemas menores organizados hierarquicamente. Em 1987, Shapiro utilizou desse processo para aprender regras de classificação para os fins de jogo KPK e KPa7KR¹⁰. (FÜRNKRANZ, 1997)

O mesmo Shapiro, em 1986, e Weill, em 1994, utilizaram da experiência de um enxadrista para que através de um processo de depuração das regras geradas,

¹⁰ Rei e Peão em a7 contra Rei e Torre

pudessem refinar o conjunto de atributos utilizados na árvore de decisão. (FÜRNKRANZ, 1997)

Infelizmente o trabalho de Shapiro e Weill demandava muito da colaboração de um enxadrista experiente, sendo assim houveram várias tentativas de automatizar o processo. O primeiro deles foi com Paterson, que não obteve resultados satisfatórios utilizando técnicas de *clustering* em 1983. (FÜRNKRANZ, 1997)

No ano de 1990, Muggleton utilizou um algoritmo chamado DUCE e o aplicou aos estudos de fim de jogo do tipo KPa7KR de Shapiro. DUCE é um algoritmo capaz de autonomamente sugerir conceitos de alto nível ao usuário. Ele procura por padrões similares no conjunto de regras e tenta reduzi-las substituindo esses novos padrões por novos conceitos. A introdução autônoma de novos conceitos durante a fase de aprendizado é conhecida como indução construtiva. Esse algoritmo mudou o trabalho dos enxadristas de criadores de conceitos para meros avaliadores dos novos conceitos gerados. (FÜRNKRANZ, 1997)

Muggleton com a aplicação do DUCE estruturou o fim de jogo KPa7KR em treze conceitos definidos em 553 regras. Mesmo Shapiro tendo estruturado em 9 conceitos definidos em 225 regras, o resultado obtido autonomamente por Muggleton tinha significado claro para enxadristas especialistas. (FÜRNKRANZ, 1997)

Em 1994, Bain e Srinivasan tentaram aprender regras para prever o número de jogadas para vitória considerando que ambos os jogadores executariam os melhores movimentos, em fins de jogo KRK. O objetivo era criar regras que pudessem representar todas as ocorrências da base KRK para assim tentar reduzir o tamanho em bytes dessa base. (FÜRNKRANZ, 1997)

Utilizando a mesma base KRK, Fürnkranz e De Raedt, desenvolveram um trabalho para aprendizado de estratégias de jogo. Cem jogos de movimentos ideais foram utilizados no aprendizado que se tornou capaz de avaliar uma jogada como boa ou um erro.

Sadikov e Bratko, publicaram em seu artigo de 2006, uma forma de aprendizado através de bases de fim de jogo, de onde puderam induzir uma função de avaliação da situação do tabuleiro para que essa servisse como insumo para

decisão em pesquisas minimax em situações de fim de jogo. (SADIKOV;BRATKO, 2005)

Compactar uma base de fim de jogo KRK, foi o trabalho desenvolvido por Breda em 2006, trabalho semelhante ao de Bain e Srinivasan. Ele foi capaz de compactar uma base contendo 28.056 posições com 68.239 bytes, para 22.087 bytes, adicionando a uma base que continha somente posições das três peças no tabuleiro e quantidade de jogadas para vitória, atributos como distância entre os reis, distância do rei para os cantos, etc. (BREDA, 2006)

Em 2010, Rani desenvolveu análise de associação em sequência para vitória em jogos iniciados com a abertura Blackmar-Diemer Gambit, onde a primeira jogada é mover o peão da Dama até a quarta casa, e envolve o sacrifício de um peão ou uma peça em troca de uma melhor posição no tabuleiro. Ele concluiu a partir de 150 jogos que a melhor subsequência da abertura é (6.Bc4 Bg7 7.o-o o-o 8.Qe1 Bf5). (RANI, 2010)

6. CONCLUSÃO

Vendo o quanto a mineração de dados já contribuiu com o estudo da solução computacional do xadrez, fica perceptível o espaço ainda não explorado e o quanto a mineração ainda pode contribuir. Vê-se que a maioria dos trabalhos está voltado para as bases de fim de jogo e que contribuição pode ser dada nas outras duas partes do jogo, a abertura e o meio do jogo.

Porém, resultados como o do Deep Blue nos alertam para o fato de que não basta desenvolvermos programas que pensem mais rápido e mais longe que o ser humano, afinal mesmo ganhando o desafio - pelo poder de processamento que tinha - o Deep Blue deveria ganhar com sobra de Kasparov. Talvez seja a hora de pensarmos não somente em tentar fazer a máquina superar o homem, mas sim a máquina cooperar com homem. (SANKAR, 2012)

Fica claro também que muito da criatividade e da percepção que o ser humano tem durante uma partida de xadrez precisa ser replicado. A máquina é mais rápida, mas o homem ainda é muito mais inteligente nas tomadas de decisão.

O fato é que dentro do campo de pesquisa do xadrez computacional ainda há muito o que se fazer e a mineração de dados tem muito a contribuir.

ABSTRACT

Games have always been an area of great interest from a computational point of view. There are numerous published papers on studies of procedures, techniques and algorithms to solve the games problems. Chess for being one of the most complex, might lose only to the Japanese Go, it is approached by many of these studies. These days where storage space is not considered a problem, the data mining techniques become great allies. This work seeks to bring to light the work already published that make use of data mining in an attempt to develop the research computational chess solution.

KEY-WORDS: Games; Chess; Datamining

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BREDA, Gabriel, *KRK Chess Endgame Database Knowledge Extraxtion and Compression*, 2006
- CHESS INFORMAT. *About*. Disponível em: <<http://www.chessinformant.org/about-chess-informant/>>, acessado em 22/05/2016
- CHESSPROGRAMMING. *Turochamp*, Disponível em: <<https://chessprogramming.wikispaces.com/Turochamp>>, acessado em 22/05/2016
- FIDE – World Chess Federation. *FIDE Rating Regulations effective from 1 July 2014*, Disponível em: <<https://www.fide.com/fide/handbook.html?id=172&view=article>>, acessado em 22/05/2016
- FIDE – World Chess Federation. *Laws of Chess: For competitions starting on or after 1 July 2014*, Disponível em: <<https://www.fide.com/fide/handbook.html?id=171&view=article>>, acessado em 22/05/2016
- FÜRNKRAZ, Johannes. *Knowledge Discovery in Chess Databases: A Research Proposal*. Austrian Research Institute for Artificial Intelligence, 1997.
- HAN, Jiawei; KAMBER, Micheline; PEI, Jian (Computer scientist). *Data mining: concpets and techniques*. 3ª ed. Waltham, Estados Unidos: Morgan Kaufmann, 2012. 703 p. ISBN 9780123814791
- IBM. *Deep Blue*, Disponível em: <<http://www-03.ibm.com/ibm/history/ibm100/us/en/icons/deepblue/>>, acessado em 16/05/2016
- KASPAROV, Garry. Disponível em: <<http://www.kasparov.com/>>, acessado em 22/05/2016
- LAI, Matthew. *Giraffe: Using Deep Reinforcement Learning to Play Chess*. Imperial College London, 2015
- MEIRA Jr, Wagner; ZAKI, Mohammed J. *Data Mining and Analysis: Fundamental Concepts and Algorithms*. 1ª ed. Nova Iorque, Estados Unidos: Cambridge University Press, 2014. 604p. ISBN 9780521766333
- RANI, R. M. *Analysis of Sequence Moves in Successful Chess Openings Using Data Mining with Association Rules*. World Academy of Science, Engineering and Technology. International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering. Vol:4, No:12, 2010
- SADIKOV, Aleksander; BRATKO, Ivan. *Learning long-term chess strategies from databases*. University of Ljubljana, Faculty of Computer and Information Science, Slovenia, 2005
- SANKAR, Shyam. *The Rise of human-computer cooperation*, Disponível em: <https://www.ted.com/talks/shyam_sankar_the_rise_of_human_computer_cooperation/transcript?language=en>, 2012, acessado em 22/05/2016

TAN, Pan-Ning; STEINBACH, Michael; KUMAR, Vipin. *Introduction to data mining*. Estados Unidos da América: Pearson Addison Wesley, 2006. 769 p. ISBN 0321321367

WITTEN, Ian H.; FRANK, Eibe; HALL, Mark A. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Ed. Morgan Kaufmann, 3ª Edição, 2011