

Projeto - Aprendizado Descritivo

Análise de *decks* e cartas em torneios Pokemon

Francisco Teixeira Rocha Aragão¹, Leonardo de Oliveira Maia¹,
Pedro Henrique Meireles de Almeida¹

¹Departamento de Ciência da Computação
Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG) Minas Gerais – MG – Brazil

{franciscoaragao, leonardooliveira, pedroalmeida}@dcc.ufmg.br

Abstract. *This article seeks to explore Descriptive Learning techniques, involving data mining, discovery of subgroups and patterns in a Pokemon tournament database. The work involves applying these techniques to analyze and describe behavior throughout tournaments around the world, checking cards that are most used across leagues, as well as combinations of cards (decks) that have a greater chance of winning.*

Resumo. *Este artigo busca explorar técnicas de Aprendizado Descritivo, envolvendo mineração de dados, descoberta de subgrupos e padrões em uma base de dados de torneios Pokemon. O trabalho envolve aplicar essas técnicas para analisar e descrever comportamentos ao longo de torneios ao redor do mundo, verificando cartas que são mais usadas entre as ligas, além de combinações de cartas (decks) que possuem maior chance de vitória.*

1. Introdução

O presente trabalho envolve a aplicação prática de conhecimentos da área de Aprendizado Descritivo, voltado à análise de dados sob uma ótica de maior entendimento de padrões, características comuns e subgrupos de instâncias disponíveis. Dessa forma, o projeto tem sua atuação em uma base de dados com informações sobre torneios Pokemon [Wikipedia 2024b], famosa série de desenhos e jogos, que também envolve campeonatos de jogos com cartas realizados ao redor do mundo. Assim, será discutido a seguir sobre o tema do projeto e a base de dados utilizada (seção 2), as hipóteses e experimentos realizados (seção 3), os resultados (seção 4) e as conclusões (seção 5).

Os arquivos do trabalho, a base de dados e as instruções de execução estão disponíveis no seguinte repositório: Github link

2. Tema do trabalho e base de dados

Explicando a área de interesse do trabalho, torneios Pokemon são jogos de cartas em turnos envolvendo dois jogadores com o objetivo de derrotar as cartas adversárias. Cada jogador possui um conjunto de cartas (deck) que são retiradas da pilha de cartas (banco de cartas) para serem utilizadas durante o jogo (cartas ativas), envolvendo tanto pokémons - que possuem pontuações de ataque, defesa, elemento [como água, fogo, luz ...] - quanto cartas de treinadores - cartas auxiliares com habilidades úteis ao jogo, como exemplo, fortalecer o ataque de cartas de determinado elemento.

Os torneios ocorrem em diferentes regiões do mundo, com vários jogadores competindo e somando pontos, e há um ranqueamento entre eles, tanto de sua pontuação acumulada quanto na pontuação no próprio torneio em questão. Para manter a dinâmica dos jogos, a cada ano os torneios diferem-se dos demais, pois seguem uma rotação específica, em que cada rotação define um conjunto de cartas ou estratégias (combos) que serão mais interessantes, fazendo com que os jogadores tenham que se adaptar as mudanças a cada evento.

Dessa forma, a base de dados utilizada está disponível publicamente no site Kaggle [Kaggle 2024] e conta com informações sobre torneios Pokemon ao redor do mundo entre 2011 e 2023. Os dados contem diversas informações, focando nas cartas utilizadas por cada jogador em cada torneio realizado. O dataset possui 26 colunas e 114.291 instâncias, contendo além das cartas utilizadas, mais detalhes interessantes como o preço de cada carta, a quantidade máxima que pode ser adicionada ao deck, o tipo da carta (pokémon ou treinador), o nome do jogador que utilizou a carta, sua pontuação acumulada e pontuação no torneio, além de informações sobre o torneio como região, ano, país e a rotação vigente no momento.

3. Hipóteses e experimentos realizados

3.1. Primeiro experimento

Inicialmente, a ideia para exploração dos dados consiste em encontrar as cartas mais proeminentes nos torneios Pokemon em determinado ano. Analisando a base de dados, os anos com maior concentração de dados disponíveis foram os anos de 2023, 2022 e 2019, sendo o último escolhido para a análise. Assim, alguns refinamentos foram feitos tendo em vista esse objetivo, como exemplo, focando a análise somente nas cartas do tipo pokémon que são os pontos principais de cada partida, descartando assim os treinadores que são cartas de suporte que auxiliam o jogo, adicionando características aos pokémons selecionados ou ao modo da partida. Outro detalhamento na análise foi feito tendo em vista as regiões do mundo, visto que seria interessante saber quais cartas são mais interessantes em cada região, analisando então diferenças de escolhas de cartas entre os locais do mundo no mesmo ano (consequentemente na mesma rotação).

Para esse primeiro experimento, foi necessário a filtragem do dataset nos valores selecionados (cartas do tipo pokémon), além da separação dos dados em cada uma das regiões (SA - América do Norte, EU - Europa, AS/OC - Asia/Oceania e JP - Japão). Os dados faltantes da coluna do dataset informando a região que foi realizado o torneio foram removidos. Nesse caso, o algoritmo escolhido foi o Apriori [Wu et al. 2010], visto que é uma aplicação clássica na área e poderia ser interessante na tarefa desejada, já que buscamos as cartas mais relevantes em cada região em um ano, o que se encaixa nos valores retornados pela técnica. Outra justificativa para o uso do Apriori são as regras de associação, que no caso determinam conjunto de itens que aparecem juntos, aplicado no contexto do trabalho para indicar as cartas que são utilizadas na mesma estratégia.

Com a abordagem em mente foi gerado um dataset com os dados dos jogos sendo organizados de modo a estarem no formato de transação, semelhante ao que o Apriori utiliza, agrupando assim cada jogador disponível com as cartas que foram utilizadas durante os torneios. Assim, é construído uma matriz de incidência, indicando se o jogador usou ou não determinada carta nos torneios. Dessa forma, o algoritmo Apriori foi executado

sobre os dados relacionados as cartas de cada jogador, sendo agrupadas então em cada uma das regiões.

3.2. Segundo experimento

Outra hipótese levantada foi a análise dos melhores jogadores nos torneios, em que a ideia seria identificar padrões ou grupos de cartas / tipos de estratégias em comum entre esses de jogadores. Para isso, o problema se encaixa na temática da descoberta de subgrupos [Gamberger and Lavrac 2002], que seria encontrar maneiras de caracterizar determinadas seções dos dados. No caso, a técnica leva em consideração seletores, ou seja, regras para cada atributo considerado na análise, retornando assim quais conjuntos de valores melhor caracterizam o subgrupo analisado.

Com isso, foi feito primeiramente a filtragem e seleção dos dados, utilizando apenas os dados de cartas utilizadas por jogadores que possuíam um ranking diferente de nulo. Ademais, para essa análise, foram utilizadas apenas as colunas com os nomes das cartas, o elemento, o ranking dos jogadores no torneio e o tipo de estratégia utilizada. Tal decisão foi feita visto que o interesse é analisar características das cartas escolhidas pelos top jogadores, não sendo necessário considerar outras informações sobre torneios por exemplo.

A execução deste segundo experimento foi realizada utilizando a heurística de BeamSearch, que é baseada na busca em feixe de maneira semelhante a busca Best First Search, em que são explorados primeiro ramos mais promissores de acordo com alguma métrica de qualidade. Assim, a busca pode ser controlada por alguns parâmetros, como o *beam width* que limita o número de soluções candidatas exploradas pelo algoritmo, além de quantos K melhores candidatos serão mantidos para serem refinados nas próximas execuções.

Para ajustar os dados a abordagem selecionada, foi definido então um atributo alvo, que no caso foi uma nova coluna criada para representar com verdadeiro aquelas cartas utilizadas por jogadores com ranking até a posição desejada. As demais colunas mencionadas acima foram utilizadas como seletores para a execução do algoritmo.

3.3. Terceiro experimento

Já no último experimento, a ideia foi observar subgrupos de cartas ideais para serem utilizados com algum alvo (no caso, o alvo foi a carta mais proeminente nos decks de acordo com o primeiro e segundo experimento, em que os resultados estão disponíveis na seção 4) em um ano específico. A ideia por trás dessa abordagem, é entender o conjunto de cartas utilizadas com a carta alvo, verificando assim se é possível entender melhor os motivos que levaram a essa escolha de cartas, além de permitir a construção de estratégias, tanto para uso, quanto para preparação de defesas visto a força e presença dessas cartas nos torneios realizados. Desse modo, o experimento possui uma abordagem semelhante ao que foi realizado anteriormente, porém agora o conjunto de seletores não são as características das cartas, mas as cartas em si, sendo buscados subgrupos de cartas que aparecem em conjunto com a carta alvo.

4. Resultados

Nessa seção, serão comentados sobre os resultados obtidos nos experimentos. Vale destacar que as execuções foram feitas em uma máquina linux na versão 6.1 com De-

bian 12, o código foi escrito em Python 3.11.2 e os algoritmos utilizados estão presentes na biblioteca pysubgroup [Lemmerich and Becker 2018] e mlxtend [Raschka 2018].

4.1. Primeiro experimento

Sobre o primeiro experimento, como comentado na seção anterior, o intuito seria descobrir as regras de associação de cartas mais relevantes entre as diferentes regiões em um mesmo ano. Desse modo, utilizando o algoritmo Apriori, os seguintes resultados presentes nas tabelas de 1 até 8 foram obtidos (destacando novamente que foram considerados apenas cartas de pokémons no ano de 2019):

Carta	Suporte
Jirachi	0.589
Dedenne-GX	0.49
Mega Lopunny & Jigglypuff-GX	0.41

Table 1. Cartas mais frequentes na região SA

Regras	Confiança	Lift
Arceus & Dialga & Palkia-GX com Cryogonal	0.81	3.31
Cryogonal com Arceus & Dialga & Palkia-GX	1	3.31
Dedenne-GX com Mega Lopunny & Jigglypuff-GX	0.58	1.41

Table 2. Regras mais frequentes na região SA

Carta	Suporte
Tapu Koko	0.65
Jirachi	0.59
Marshadow	0.59

Table 3. Cartas mais frequentes na região EU

Regras	Confiança	Lift
Tapu Koko e Tapu Lele-GX com Marshadow e Zeraora-GX	0.95	3.04
Marshadow e Zeraora-GX com Tapu Koko e Tapu Lele-GX	0.76	3.04
Tapu Koko, Marshadow e Tapu Lele-GX com Zeraora-GX	1	2.37

Table 4. Regras mais frequentes na região EU

Carta	Suporte
Jirachi	0.609
Tapu Lele-GX	0.59
Marshadow	0.52

Table 5. Cartas mais frequentes na região AS/OC

Analisando os resultados, percebe-se a prevalência da carta Jirachi entre as diferentes regiões do mundo, estando presente tanto nos decks com com valores de suporte

Regras	Confiança	Lift
Zapdos e Absol com Jirachi e Tapu Koko	0.87	2.9
Jirachi e Tapu Koko com Zapdos e Absol	0.84	2.9
Zapdos, Absol e Tapu Koko-GX com Tapu Koko e Jirachi	0.86	2.88

Table 6. Regras mais frequentes na região AS/OC

Carta	Suporte
Jirachi	0.42
Dedenne-GX	0.42
Marshadow	0.41

Table 7. Cartas mais frequentes na região JP

Regras	Confiança	Lift
Tapu Koko com Marshadow	0.82	2.0
Marshadow com Tapu Koko	0.54	2.0
Marshadow com Tapu Lele GX	0.57	1.67

Table 8. Regras mais frequentes na região JP

elevados, quanto nas regras de associação estando junto de combinações de outras cartas. Sobre as regras encontradas, verifica-se altos valores de Lift em diversas regras que utilizam a carta Jirachi, mostrando forte associação entre a utilização das cartas em conjunto.

Desse modo, alguns fatores podem explicar a utilização deste pokémon, como exemplo, ao analisar a quantidade média permitida de cada carta em um deck, vemos que em todos os anos o valor ficou em 1,88, enquanto em 2019 esse valor ficou em 1.75. No entanto, a carta Jirachi nesse mesmo ano pode ser usada 3.16 vezes em média nos decks. Tal fato é importante visto que como existem várias cartas repetidas no mesmo deck, ocorre maior chance de selecioná-la e utilizar suas habilidades.

Outro ponto interessante de se analisar são as regras geradas, e para entender é necessário aprofundar-se no tema do trabalho. Cada pokémon possui algum elemento, como exemplo, o Pikachu [Wikipedia 2024a], um dos pokémons mais famosos, possui o tipo elétrico que reflete os seus ataques e habilidades. O tipo dos pokémons é determinante nos torneios, visto que determinados elementos possuem boas combinações com alguns tipos, além de fraquezas contra outros. A carta Jirachi é do tipo metal/psíquico e apareceu nas regras em conjunto com algumas outras cartas, como Tapu Koko (do tipo elétrico/fada), Marshadow (tipo lutador/fantasma) e Tapu Lele (tipo fada/psíquico). Olhando referências de sinergias [pokemonforever 2024], percebe-se que o tipo do Jirachi é bom com pokémons dos tipos: lutador, psíquico e fada, o que justifica as regras de associação retornadas pelo Apriori.

Sobre a questão das habilidades, vale destacar a rotação do ano de 2019: UPR-SSH, que basicamente trouxe ao cenário competitivo mais cartas de treinadores, o que favoreceu a carta pokémon Jirachi, que dentre suas habilidades consegue revelar 5 cartas presentes no deck do jogador, e caso um treinador for descoberto, este pode então ser utilizado na jogada atual. Dessa forma, pela utilidade da carta em conseguir aproveitar

melhor jogadas com treinadores, este pokémon fez-se presente em torneios ao redor do mundo. Mesmo analisando a média de preço das cartas, que giraram em torno de 4.2 no ano de 2019 enquanto a carta Jirachi ficou com 6.5, isso mostra como sua utilização foi um fator decisivo na rotação desse ano, fazendo valer o seu alto custo.

4.2. Segundo experimento

Para o segundo experimento, a ideia foi analisar subgrupos de cartas utilizados com os melhores jogadores, no caso os jogadores ranqueados até a decima quinta posição nos torneios realizados ao longo do tempo. Vale destacar que durante a análise, foi necessário uma melhor filtragem dos dados, visto que existiam decks com poucas cartas que acabaram atrapalhando a análise. Assim, utilizando o Beam Search [Freitag and Al-Onaizan 2017], os seguintes resultados foram encontrados:

Subgrupos	Qualidade
combo_type_name=='Mewtwo & Mew'	0.02
energy_type_card=='GX'	0.004
energy_type_card=='EX'	0.002

Table 9. Subgrupos dos top 15 jogadores na história dos torneios Pokemon no mundo

Visualizando a tabela, percebe-se que os resultados não foram muito satisfatórios, apresentando baixíssima qualidade além de regras muito genéricas. Tal fato pode ser explicado pelo o que foi percorrido no experimento acima em relação as rotações. Não é possível esperar que existam cartas ou estratégias prevalentes nos torneios ao longo de toda a história, visto a natureza dinâmica das competições por conta das diferentes rotações que acontecem com o passar dos anos, modificando todo o estilo de jogo fazendo com que os jogadores se adaptem a cada temporada de torneios. Com isso, a abordagem realizada no experimento não considerou esse aspecto e por isso apresentou resultados ruins.

Dessa forma, corrigindo o experimento para considerar a discussão anterior e agora focando a análise no ano de 2019, foi realizada a tarefa de descoberta de subgrupos definindo o ranking dos jogadores nos torneios como o alvo binário da análise. Determinamos que um deck seria considerado bom se o jogador tivesse um rank top 5 no torneio. Especificamos parâmetros importantes: limitamos o tamanho do conjunto de resultados a 20 subgrupos, a profundidade máxima de busca a 5 níveis e utilizamos a função de qualidade WRAccQF para avaliar a relevância dos subgrupos encontrados, além do algoritmo BeamSearch para otimizar a busca. Na Tabela 10, apresentamos os subgrupos gerados com suas respectivas qualidades.

Os resultados apresentados acima foram encontrados analisando os top 5 jogadores, além de considerar que cada carta deve aparecer no mínimo 20 vezes para evitar outliers ocupando com recorrência os subgrupos encontrados. Para fins de relevância na construção de um deck, tentamos mostrar cartas que foram recomendadas em conjunto para construir um deck que alcance o top 5 jogadores de um torneio.

É notável ao analisar o primeiro subgrupo da Tabela 10, que subgrupos formados por cartas que não possuem utilização recomendada possuem maior qualidade. Isto se

Subgrupos de cartas	Qualidade
Acerola==False AND Marshadow-GX==False AND Marshadow==True AND Professor Kukui==False AND Zeraora-GX==False	0.061
Acro Bike==False AND Chaotic Swell==False AND Custom Catcher==False AND Mallow e Lana==True AND Reset Stamp==True	0.059
Acro Bike==False AND Escape Board==True AND Jirachi==True AND Mega Lopunny e Jigglypuff-GX==True	0.054
Jirachi==True AND Rescue Stretcher==False AND Switch==True AND Zeraora-GX==True	0.045

Table 10. Subgrupos de cartas para estar entre os top 5 jogadores em 2019

deve ao fato da grande quantidade de cartas disponíveis (mais de 1300) e foram analisados decks com uma quantidade bem menor de cartas. Dessa forma, os resultados possuem essa característica. Outro fato a ser verificado é a qualidade dos resultados, que apresentou valores não muito altos. Isto é justificado pela pequena quantidade de jogadores analisados (apenas os top 5). Ao refazer as análises considerando maiores intervalos de rankings de jogadores, os resultados apresentam maior qualidade, pois possuem mais dados que se encaixam. Segue exemplo a tabela 11 com subgrupos gerados para o top 20:

Subgrupos de cartas	Qualidade
Erika's Hospitality==False AND Lillie==False AND Pokégear 3.0==False AND Rescue Stretcher==False	0.105
Jirachi==True AND Rescue Stretcher==False AND Tapu Koko==True AND Thunder Mountain==True	0.094
Electropower==True AND Jirachi==True AND Pikachu e Zekrom-GX==True AND Rescue Stretcher==False	0.094
Acro Bike==False AND Cynthia==False AND Mallow e Lana==True AND Switch==True AND Tag Call==True	0.089

Table 11. Subgrupos de cartas para estar entre os top 20 jogadores em 2019

4.3. Terceiro experimento

No terceiro experimento, considerando os resultados da relevância da carta Jirachi tanto no uso do algoritmo Apriori com associação de regras, que demonstrou suporte alto para esta carta e geração de regras com alto lift e confiança no primeiro experimento, quanto para a descoberta de padrões de cartas que aumentavam a probabilidade de um deck ter alta qualidade já que eram usados pelos top jogadores, a ideia agora foi juntar esses resultados em uma nova análise. Dessa forma, ao invés de analisar o ranking dos jogadores como alvo, foi selecionado a carta Jirachi como alvo para observar se seria possível identificar padrões de cartas junto ao Jirachi que ajudariam a criar um deck voltado para esta carta como centro.

Utilizando então a mesma estratégia do segundo experimento, porém trocando o alvo para ser a carta Jirachi e desconsiderando o ranking dos jogadores pois o intuito é identificar cartas que são relevantes para um deck que utiliza Jirachi, estão representados na tabela 12 disponível abaixo os subgrupos gerados nos torneios em todas as regiões no ano de 2019.

Subgrupos de cartas (pokémons / treinadores)	Qualidade
Alolan Muk==False AND Escape Board==True	0.215
Escape Board==True AND Guzma==True	0.212
Escape Board==True AND Switch==True	0.203
Electropower==True AND Switch==True AND Tapu Koko==True	0.184

Table 12. Subgrupos de cartas utilizadas em conjunto com Jirachi

Foi observado que, ao analisar todos os tipos de cartas possíveis (treinador ou Pokémon), as cartas de treinador ocorriam com muito mais frequência no subconjunto de regras do que as de Pokémon. Para fins de estudo, foram retiradas as cartas de treinador do dataset e então realizado o mesmo processo novamente. Tal abordagem resultou nos subconjuntos representados na tabela 13 com os Pokémon que geralmente fazem parte de um deck utilizando a carta Jirachi.

Subgrupos de cartas (apenas pokémons)	Qualidade
Marshadow==False AND Tapu Koko==True AND Tapu Koko-GX==True AND Zapdos==True	0.113
Buzzwole==False AND Marshadow==False AND Pikachu e Zekrom-GX==True	0.091
Dedenne-GX==True AND Mega Lopunny e Jigglypuff-GX==False	0.084

Table 13. Subgrupos de cartas de pokémons utilizadas em conjunto com Jirachi

Foi possível deduzir das regras de subgrupos formados que as cartas Tapu Koko, Tapu Koko-GX e Zapdos seriam as melhores cartas Pokemon para compor um deck de Jirachi em 2019. Além disso, as cartas Electropower, Switch e Escape Board seriam cartas do tipo treinador para auxílio. Foi realizado um estudo dessas cartas em conjunto com a carta Jirachi para entender os motivos relacionados a essa singergia:

Jirachi:

- Habilidade: Stellar Wish: Assim como comentado anteriormente, essa habilidade permite ao jogador olhar as cinco cartas do topo do seu baralho, escolha uma carta de Treinador que encontrar ali e coloque-a na sua mão. Depois, Jirachi é colocado no banco e fica adormecido.

Tapu Koko:

- Habilidade: Dance of the Ancients: Uma vez durante o turno do jogador, se Tapu Koko estiver no banco, pode-se mover duas Energias Elétricas (cada pokémon possui um certo número de energias que são gastas durante suas ações) da pilha de descarte para dois Pokémon no banco. Depois, Tapu Koko é removido do jogo.

- Sinergia com Jirachi: Tapu Koko ajuda a energizar rapidamente os Pokémon no banco, permitindo que Jirachi recupere a energia (já que estava dormindo no banco por conta da sua habilidade) e possa ser utilizado novamente para encontrar cartas de Treinador essenciais para manter o fluxo do jogo.

Tapu Koko-GX:

- Habilidade: Aero Trail: Quando você joga este pokémon da sua mão (cartas ativas) para o seu conjunto de cartas em espera (banco) durante seu turno, você pode mover qualquer número de Energias Elétricas ligadas aos seus pokémons para ele. Se fizer isso, troque o Tapu Koko-GX pelo seu Pokémon ativo.

- Sinergia com Jirachi: Facilita a troca de Pokémon, permitindo que Jirachi use sua habilidade Stellar Wish e, em seguida, recuar facilmente para outro Pokémon energizado (como ao usar sua habilidade Jirachi vai para o banco e fica adormecido, é importante utilizar cartas que auxiliem a minimizar esses efeitos).

Zapdos:

- Ataque: Thunderous Assault: Se Zapdos foi movido do conjunto de cartas no banco para o conjunto de cartas ativas durante o turno, este ataque causa 80 pontos de dano adicionais.

- Sinergia com Jirachi: A habilidade de Jirachi permite que ele busque por cartas de Treinador que podem ter habilidades necessárias para mover Zapdos do conjunto de cartas do banco para o conjunto ativo, maximizando o dano causado por sua habilidade Thunderous Assault.

Electropower:

- Efeito: Carta do tipo treinador em que durante o turno atual, os ataques dos seus Pokémon Elétricos causam 30 pontos de dano adicionais ao Pokémon ativo do seu oponente.

- Sinergia com Jirachi: Jirachi pode encontrar rapidamente esta carta com sua habilidade Stellar Wish, aumentando significativamente o dano dos ataques dos Pokémon Elétricos.

Switch:

- Efeito: Carta do tipo treinador que permite recuar o seu Pokémon ativo por um dos seus Pokémon no banco (essa troca é chamada de recuo e geralmente possui um custo associado, assim essa habilidade permite fazer essa operação sem considerar o custo do recuo).

- Sinergia com Jirachi: Permite que Jirachi use Stellar Wish e, em seguida, trocar para outro Pokémon sem a penalidade de adormecer.

Escape Board:

- Efeito: Carta do tipo treinador em que o Pokémon ao qual esta carta está ligada tem um custo de recuo a menos e pode recuar mesmo se estiver adormecido ou paralisado.

- Sinergia com Jirachi: Combinado com Jirachi, permite que ele recua facilmente após usar sua habilidade Stellar Wish, mesmo estando adormecido.

Dessa forma, todas essas combinações criam um baralho fluido e versátil, capaz de responder a diversas situações e manter um fluxo constante de recursos. Isso mostra a sinergia da carta Jirachi no ano de 2019 tanto com as habilidades das cartas de pokémons, quanto com estratégias envolvendo treinadores.

5. Conclusão

Com os resultados obtidos acima, percebe-se primeiramente como os torneios Pokémon são eventos diversos e dinâmicos, encorajando os jogadores a montarem novas estratégias e utilizarem diferentes cartas ao longo do tempo. Tal fato é evidenciado pelos experimentos que, sem sucesso, tentaram encontrar subgrupos de cartas relevantes ao longo do tempo. Por conta desse fato, as análises ficaram então direcionadas a torneios em um ano específico, permitindo considerar o contexto em que as partidas foram realizadas.

Outro ponto a ser comentado é que, mesmo que a carta Jirachi tenha sido o foco das análises, em outros anos de estudo, diferentes cartas poderiam ter destaque, com o trabalho podendo ser expandido para focar em entender estratégias diferentes para cada carta predominante nas rotações de determinado período. Também seria possível tentar generalizar um pouco a análise e não focar apenas no entendimento do domínio de cartas específicas nos torneios, mas sim em estratégias gerais, como, por exemplo, os tipos de habilidades que se mantêm durante os anos, ou os elementos dos Pokémon que são mais versáteis e se adaptam às diferentes rotações, permitindo entender um contexto maior dos jogos Pokémon.

O presente trabalho mostrou como as técnicas de Aprendizado Descritivo permitem obter características e informações relevantes sobre os dados, fornecendo *insights* que permitem aos operadores/usuários direcionarem suas análises para entender as motivações por trás dos resultados obtidos. Um exemplo no trabalho é o entendimento do funcionamento dos torneios Pokémon, além das habilidades das cartas de Pokémon e treinadores, para justificar a prevalência de *decks* durante as partidas. Dessa forma, esse aprofundamento da análise pode ser utilizado em outras áreas, como em outros jogos de cartas envolvendo habilidades e diferentes combinações, até mesmo em jogos online de tempo real, em que cada personagem possui habilidades distintas e há rotações e balanceamentos realizados a cada período, tornando o ambiente competitivo mais diverso.

References

- [Freitag and Al-Onaizan 2017] Freitag, M. and Al-Onaizan, Y. (2017). Beam search strategies for neural machine translation. In *Proceedings of the First Workshop on Neural Machine Translation*. Association for Computational Linguistics.
- [Gamberger and Lavrac 2002] Gamberger, D. and Lavrac, N. (2002). Expert-guided subgroup discovery: methodology and application. *J. Artif. Int. Res.*, 17(1):501–527.
- [Kaggle 2024] Kaggle (2024). Base de dados utilizada <https://www.kaggle.com/datasets/enriccogemha/pokemon-tcg-all-tournaments-decks-2011-2023?resource=download>.
- [Lemmerich and Becker 2018] Lemmerich, F. and Becker, M. (2018). pysubgroup: Easy-to-use subgroup discovery in python. In *Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*, pages 658–662.

- [pokemonforever 2024] pokemonforever (2024). Guia de sinergias entre os pokemons <http://pokemonforever.com/thread-a-guide-to-type-synergy-in-competitive-pok>
- [Raschka 2018] Raschka, S. (2018). Mlxtend: Providing machine learning and data science utilities and extensions to python's scientific computing stack. *The Journal of Open Source Software*, 3(24).
- [Wikipedia 2024a] Wikipedia (2024a). Informacoes do pokemon pikachu <https://en.wikipedia.org/wiki/pikachu>.
- [Wikipedia 2024b] Wikipedia (2024b). Informações sobre pokémon <https://en.wikipedia.org/wiki/pok>
- [Wu et al. 2010] Wu, L., Gong, K., He, Y., Ge, X., and Cui, J. (2010). A study of improving apriori algorithm. In *2010 2nd International Workshop on Intelligent Systems and Applications*, pages 1–4.