



Trabalho de Conclusão de Curso

**Explicação em sistema de apoio à decisão baseado
em grafos do conhecimento: Uma revisão
sistemática.**

Romário Oliveira Pantaleão
rop@ic.ufal.br

Orientadores:

Evandro de Barros Costa
Robério José Rogerio dos Santos

Maceió, Março de 2022

Romário Oliveira Pantaleão

**Explicação em sistema de apoio à decisão baseado
em grafos do conhecimento: Uma revisão
sistemática.**

Monografia apresentada como requisito parcial para
obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Com-
putação do Instituto de Computação da Universidade
Federal de Alagoas.

Orientadores:

Evandro de Barros Costa
Robério José Rogerio dos Santos

Maceió, Março de 2022

Catálogo na fonte
Universidade Federal de Alagoas
Biblioteca Central
Divisão de Tratamento Técnico

Bibliotecária Responsável: Helena Cristina Pimentel do Vale – CRB4 - 661

P197u Pantaleão, Romário Oliveira.
Explicação em sistema de apoio à decisão baseado em grafos do conhecimento :
uma revisão sistemática / Romário Oliveira Pantaleão. – 2022.
28 f.: il.

Orientadores: Evandro de Barros Costa Robério e José Rogerio dos Santos.
Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso em Ciências da Computação) –
Universidade Federal de Alagoas. Instituto de Computação. Graduação em Ciência
da Computação. Maceió, 2022.

Bibliografia: f. 55-28.

1. Grafos de conhecimento. 2. Sistema de recomendação explicável. 3. Sistemas
de aconselhamento. 4. Sistemas de recuperação da informação. 5. Revisão
sistemática da literatura. I. Título.

CDU: 004.891



UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS/UFAL
Instituto de Computação - IC

Campus A. C. Simões - Av. Lourival de Melo Mota, BL 12
 Tabuleiro do Martins, Maceió/AL - CEP: 57.072-970
 Telefone: (082) 3214-1401



Trabalho de Conclusão de Curso - TCC

Formulário de Avaliação

Curso: Ciência da Computação _____

Nome do Aluno

R	O	M	Á	R	I	O		O	L	I	V	E	I	R	A		P	A	N
T	A	L	E	A	O														

Nº de Matrícula

1	4	1	1	2	9	6	2					-	
---	---	---	---	---	---	---	---	--	--	--	--	---	--

Título do TCC (Tema)

Explicação em sistema de apoio à decisão baseado em grafos do conhecimento:
 Uma revisão sistemática.

Banca Examinadora

Evandro de Barros Costa Nome do Orientador	 Assinatura
Robério José Rogério dos Santos Nome do Co-orientador	 Assinatura
Patrick Henrique da Silva Brito Nome do Professor	 Assinatura
Thales Miranda de Almeida Vieira Nome do Professor	 Assinatura

Data da Defesa

04/03/2022

Nota Obtida

9,5 (Nove e meio)

Observações

Coordenador do Curso
 De Acordo



Prof. Dr. Bruno Almeida Timentel
 SIAPE 1388993

Agradecimentos

A minha família, em especial aos meus pais, Edilson e Clara, por todo o incentivo.

A minha namorada Luana, pela paciência na reta final.

Aos meus amigos da graduação e da maratona de programação, por tornar a experiência da graduação mais agradável.

Ao professor Rodrigo Paes, por me dar o empurrão inicial na programação e nas maratonas de programação.

Ao professor Evandro, por ser bastante compreensivo e prestativo ao me orientar neste trabalho.

Resumo

Com o advento dos sistemas de apoio à decisão que fazem uso de técnicas de inteligência artificial, na linha dos sistemas baseados em conhecimento, incluindo os sistemas de recomendação, constatou-se um crescimento no número de tarefas de tomada de decisão de forma completamente automática, ou seja, passam a ser executadas por sistemas de software. Neste sentido, facilidades de explicação passaram a ser uma característica requerida em algumas aplicações, a exemplo de aplicações no domínio da medicina, dentre outras. Algumas aplicações também são desenvolvidas oferecendo facilidades de explicação para itens recomendados. Por conta desse interesse em explicações, recentemente começou-se o investimento em pesquisa e desenvolvimento de sistemas de recomendação baseados em grafos de conhecimento, que tem propriedades de enriquecer os detalhes das entidades de um grafo e extrair relações importantes que podem enriquecer tais explicações. Apesar da importância dessas aplicações, ainda se constata pouco material que facilite a compreensão de como essas facilidades de explicação têm sido concebidas, desenvolvidas e usadas. Assim, o objetivo do presente trabalho é contribuir para reduzir a mencionada lacuna, provendo um arcabouço que organize o conhecimento no tema explicação em sistemas baseados em conhecimento que usam grafos de conhecimento, verificando como grafos de conhecimento são aplicados a esses sistemas, observando os propósitos de explicações (explanções), focalizando: como o grafo de conhecimento é incorporado a sistemas existentes, como explanções são geradas com a ajuda de GC, além de como serão apresentadas aos usuários e avaliadas. Para tanto, realizou-se uma revisão sistemática da literatura, motivada por algumas questões de pesquisa, visando identificar os estudos primários, seguindo um pré-definido protocolo formal de revisão. Neste estudo, considerou-se quatro bibliotecas (repositórios) digitais, com artigos publicados até janeiro de 2022, onde de 41 artigos recuperados, 19 artigos foram selecionados após avaliação de qualidade com base na aplicação de critérios de exclusão e inclusão. A partir deles foram destacadas as técnicas mais utilizadas que buscam resolver o problema da completude em GC, ou seja, inferir fatos desconhecidos baseados nos dados existentes no GC. Também foram destacados os tipos de incorporação dos grafos aos sistemas existentes. Ao avaliar as formas mais comuns de avaliação das explicações geradas, notou-se uma falta de material referente as gerações e avaliações das mesmas. Apesar dos artigos envolverem o tema explicações, é notado um foco maior na geração e avaliação das recomendações e deixam um pouco a desejar no quesito explicações.

Palavras-chave: Grafos de conhecimento, Recomendação explicável, Revisão sistemática, Explicação, Sistemas de aconselhamento

Abstract

With the advent of decision support systems that make use of artificial intelligence techniques, along the lines of knowledge-based systems, including recommendation systems, there has been an increase in the number of completely automatic decision-making tasks, that is, they are executed by software systems. In this regard, explanation facilities have become a required feature in some applications, such as applications in the field of medicine, among others. Some applications are also developed offering explanation facilities for recommended items. Because of this interest in explanations, investment in research and development of recommendation systems based on knowledge graphs has recently started, which have properties of enriching the details of the entities of a graph and extracting important relationships that can enrich such explanations. Despite the importance of these applications, there is still little material that facilitates the understanding of how these explanation facilities have been conceived, developed and used. Thus, the objective of the present work is to contribute to reduce the aforementioned gap, providing a framework that organizes knowledge on the topic of explanation in knowledge-based systems that use knowledge graphs, verifying how knowledge graphs are applied to these systems, observing the purposes of explanations, focusing on: how the knowledge graph is embedded into existing systems, how explanations are generated with the help of KG, and how they will be presented to users and evaluated. Therefore, a systematic literature review was carried out, motivated by some research questions, aiming to identify the primary studies, following a pre-defined formal review protocol. In this study, four digital libraries (repositories) were considered, with articles published until January 2022, where from 41 articles retrieved, 19 articles were selected after quality assessment based on the application of exclusion and inclusion criteria. From them, the most used techniques that seek to solve the problem of completeness in KG were highlighted, that is, infer unknown facts based on existing data in the KG. The embedding of graphs into existing systems were also highlighted. When evaluating the most common forms of evaluation of the generated explanations, it was noticed a lack of material referring to the generations and evaluations of the same. Although the articles involve the topic of explanations, there is a greater focus on the generation and evaluation of recommendations and they leave a lot to be desired in terms of explanations.

Key-words: Knowledge graphs, Explainable recommendation, Systematic review, Explanation, advice-giving systems

Conteúdo

1	Introdução	1
1.1	Motivação e Contexto	1
1.2	Objetivo	2
1.3	Aspectos Metodológicos e Relevância	2
1.4	Estrutura do Documento	3
2	Fundamentação teórica	4
2.1	Grafos	4
2.1.1	Grafos Dirigidos (Digrafos)	4
2.1.2	Grafos não Dirigidos	5
2.1.3	Caminhos em grafos	5
2.2	Grafos de conhecimento	5
2.3	Sistemas de aconselhamento e suas possíveis explicações	8
2.3.1	Explicações	9
3	Planejamento da revisão sistemática	11
3.1	A necessidade de uma revisão sistemática	11
3.2	Objetivos da pesquisa	11
3.3	Perguntas da pesquisa	12
3.4	Estratégia de busca	12
3.5	Critérios de seleção	12
4	Execução da revisão sistemática	14
4.1	Construção da expressão busca	14
4.2	Seleção dos estudos primários	15
5	Resultados	16
5.1	P1 - Quais são as características das explicações em termos de apresentação e conteúdo?	16
5.2	P2 - Como o Grafo do Conhecimento é aplicado?	18
5.2.1	Métodos baseados em incorporação	18
5.2.2	Métodos baseados em caminhos	19
5.2.3	Métodos unificados	19
5.3	P3 - Como as explicações são geradas?	21
5.4	P4 - Como as explicações são avaliadas?	21
5.5	P5 - Quais são as conclusões dos estudos e avaliações sobre as explicações?	23
6	Considerações Finais	24

Referências bibliográficas

25

1

Introdução

O presente capítulo apresenta uma introdução deste trabalho; primeiramente, mostrando uma motivação e o contexto do trabalho, após isso, descrevendo o objetivo do trabalho, seus aspectos metodológicos e relevância, destacando possível contribuição para futuros pesquisadores. Por fim, será mostrada a estrutura do documento.

1.1 Motivação e Contexto

Sistemas baseados em conhecimento, particularmente Sistemas de aconselhamento¹ estão cada vez mais presentes em nossa sociedade, sejam eles relacionados a lazer, como um sistema de recomendação de jogos para o público gamer, como também a coisas mais críticas, como um sistema que ajuda uma equipe médica no diagnóstico de uma doença.

Considerando o crescente número de sistemas de aconselhamento atrelados ao avanço da inteligência artificial e seus mecanismos de aprendizagem de máquina, temos que destacar um detalhe muito importante desse universo de aplicações inteligentes: por qual motivo algo foi recomendado? O que garante que um item é melhor que o outro? O que garante que esse sistema traz boas recomendações? Será que esse sistema é confiável? Segundo [Ma et al. \(2019\)](#), "enquanto um sistema de recomendação bem executado reduz em grande parte os esforços humanos em fazer coisas de seu interesse, muitas vezes pode haver alguns itens recomendados que são inesperados para os usuários e causam confusão".

A confusão mencionada pode ser evitada e todas essas perguntas tendem a ser respondidas com mais facilidade se existir uma boa explicação por trás de cada recomendação ou sugestão.

¹Em geral, sistema de aconselhamento é um termo que também pode incluir outros tipos de sistema, tais como sistemas de recomendação, agentes conversacionais e sistemas autônomos [Nunes and Jannach \(2017\)](#). Neste trabalho, entretanto, iremos usar o termo para se referir apenas aos sistemas de recomendação e suporte a tomada de decisões.

Sendo assim, é interessante verificar a qualidade dessas recomendações e quais artifícios podem ser utilizados para que essas recomendações sejam cada vez mais transparentes e precisas. Por conta desse interesse em facilidades de explicações nos sistemas de aconselhamento, bem como considerando-se novos recursos da inteligência artificial, para representação de conhecimento e raciocínio, recentemente começou-se o investimento em pesquisa e desenvolvimento de sistemas de recomendação baseados em grafos de conhecimento, os quais tem propriedades de enriquecer os detalhes das entidades de um grafo e extrair relações importantes que podem enriquecer tais explicações. Apesar da importância dessas aplicações que oferecem funcionalidade para explicação embutida no sistema, ainda se constata pouco material que facilite a compreensão de como essas facilidades de explicação têm sido concebidas, desenvolvidas e usadas.

1.2 Objetivo

Dado o contexto acima, o objetivo do presente trabalho é contribuir para reduzir a mencionada lacuna, provendo um arcabouço que organize o conhecimento no tema explicação em sistemas baseados em conhecimento, incluindo sistemas de aconselhamento e, particularmente sistemas de recomendação, que usam grafos de conhecimento, verificando como grafos de conhecimento são aplicados a esses sistemas, observando os propósitos de explicações, focalizando: como explicações são geradas com a ajuda de GC, além de como apresentadas aos usuários e avaliadas.

1.3 Aspectos Metodológicos e Relevância

Para executar objetivo proposto, realizou-se uma revisão sistemática da literatura, visando encontrar, avaliar e sintetizar informações sobre as explicações em sistemas de aconselhamento que utilizam o auxílio de grafos do conhecimento, assunto esse que é relevante, bastante atual e ainda pouco explorado², assim, servindo de um facilitador para futuras pesquisas abordando o tema. Esta revisão foi motivada por algumas questões de pesquisa, descritas no Capítulo 3, visando identificar os estudos primários, seguindo um pré-definido protocolo formal de revisão. Deste modo, considerou-se neste estudo quatro bibliotecas digitais, com artigos publicados até janeiro de 2022, onde de 41 artigos recuperados, 19 artigos foram selecionados após avaliação de qualidade com base na aplicação de critérios de exclusão e inclusão.

²Baseado na pesquisa deste trabalho, a grande maioria dos artigos encontrados foram publicados entre 2017 e 2021.

1.4 Estrutura do Documento

Nesta seção será mostrada a organização desta monografia. Após este capítulo de introdução, o trabalho foi dividido em 6 capítulos.

O capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica, apresentando os sistemas de recomendações, grafos e grafos de conhecimento, onde é dada uma visão geral de cada tema com alguns dados atuais para que se tenha uma compreensão melhor do trabalho estudado.

O capítulo 3 apresenta o planejamento da revisão sistemática; apontando a necessidade de uma revisão para o tema abordado, o objetivo que queremos alcançar com essa revisão e elementos importantes que fazem parte do procedimento a ser executado.

O capítulo 4 apresenta os dados referentes a execução da revisão sistemática junto com algumas estatísticas.

O capítulo 5 demonstra os resultados da revisão executada, trazendo elementos dos artigos que respondem cada pergunta da pesquisa, aqui se encontra a parte principal que serve de contribuição para futuros pesquisadores terem uma base relevante na hora de começar o estudo do tema abordado.

Por fim, no capítulo 6 a conclusão deste trabalho será exibida, informando também as limitações do trabalho e trabalhos futuros.

2

Fundamentação teórica

Este capítulo tem como objetivo a apresentação de fundamentação teórica referente a sistemas de aconselhamentos e suas possíveis explicações, grafos e grafos do conhecimento. Primeiramente será apresentado um conceito referente a sistemas de recomendação, sua importância e qual impacto as explicações podem ter nele. Em seguida será introduzida uma pequena explicação sobre grafos para que então possamos apresentar um dos pilares da nossa pesquisa, os grafos de conhecimento.

2.1 Grafos

Grafo é um modelo matemático que representa relações entre objetos. Um grafo $G = (V, E)$ consiste de um conjunto V no qual os elementos são denominados vértices e são conectados a um conjunto de arestas ou arcos E onde $E \subseteq V \times V$. Assim caso exista uma aresta (u, v) pertencente ao conjunto E , então existe ligação entre os vértices u e v .

2.1.1 Grafos Dirigidos (Digrafos)

Nos grafos dirigidos, seus arcos tem uma “origem” e um “destino”. Dizemos que o arco $u - v$ sai de u e entra em v . A existência de um arco $u - v$ é independente da existência de um arco $v - u$, podem existir os arcos $u - v$ e $v - u$ no mesmo grafo. Dizemos que um vértice u é vizinho ou adjacente do vértice v em G , se $u - v$ é um arco do grafo G . O tamanho de um grafo com V vértices e A arcos é a soma $V + A$.

Para melhor visualização temos a Figura 2.1 referente ao grafo que contém os conjuntos de arcos da Tabela 2.1

Conjunto de arcos ou arestas.	
Começo	Final
0	2
0	4
0	5
1	4
1	5
2	3
2	4
5	5
8	9
9	6

Tabela 2.1: Conjunto de arcos

2.1.2 Grafos não Dirigidos

Um grafo não dirigido ou não direcionado é composto por arcos antiparalelos¹, ou seja, para cada arco $u - v$, o grafo também contém o arco $v - u$. Diferente do grafo dirigido, no grafo não dirigido a relação de adjacência é simétrica, ou seja, um vértice u é adjacente a um vértice v se e somente se v é adjacente a u . A Figura 2.2 mostra a versão do grafo não dirigido para o mesmo conjunto de arcos da Tabela 2.1.

2.1.3 Caminhos em grafos

Um caminho em um grafo é um passeio² cujos seus arcos não se repetem. Um caminho é considerado simples se não existirem vértices repetidos. Por exemplo, a Figura 2.3 mostra o caminho simples $2 - 5 - 6 - 7$ destacando com as legendas A , B e C .

Denominamos origem o primeiro vértice de um caminho, e de destino o último vértice. Dizemos que o caminho C vai de O a D se o caminho tem origem em O e destino em D . O conceito de caminho será muito abordado neste trabalho quando introduzirmos os grafos de conhecimento.

2.2 Grafos de conhecimento

Grafo de conhecimento (knowledge graph) é um tipo de *base de conhecimento* que utiliza grafos para estruturar os dados (veja a Figura 2.4). Ele adquire e integra informações em uma

¹Dois arcos são ditos antiparalelos quando a ponta inicial de um é a ponta final do outro, e vice-versa. Exemplo: $u - v$ e $v - u$ são arcos antiparalelos.

²Um passeio em um grafo é uma sequência de vértices que respeitam a seguinte propriedade: se u e v são vértices consecutivos na sequência então $u - v$ é um arco do grafo.

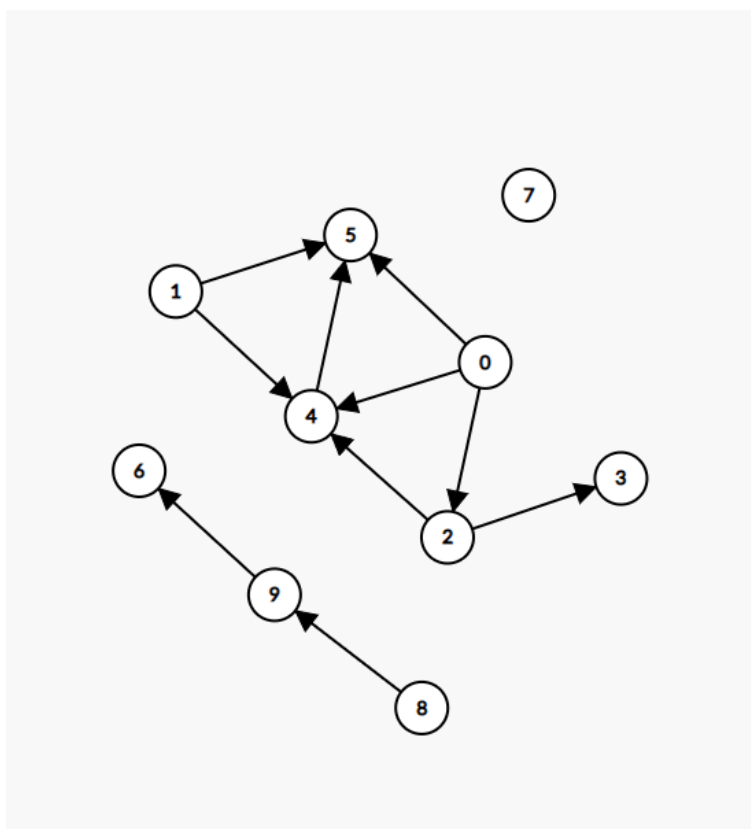


Figura 2.1: Grafo dirigido representando o conjunto de arcos 2.1.

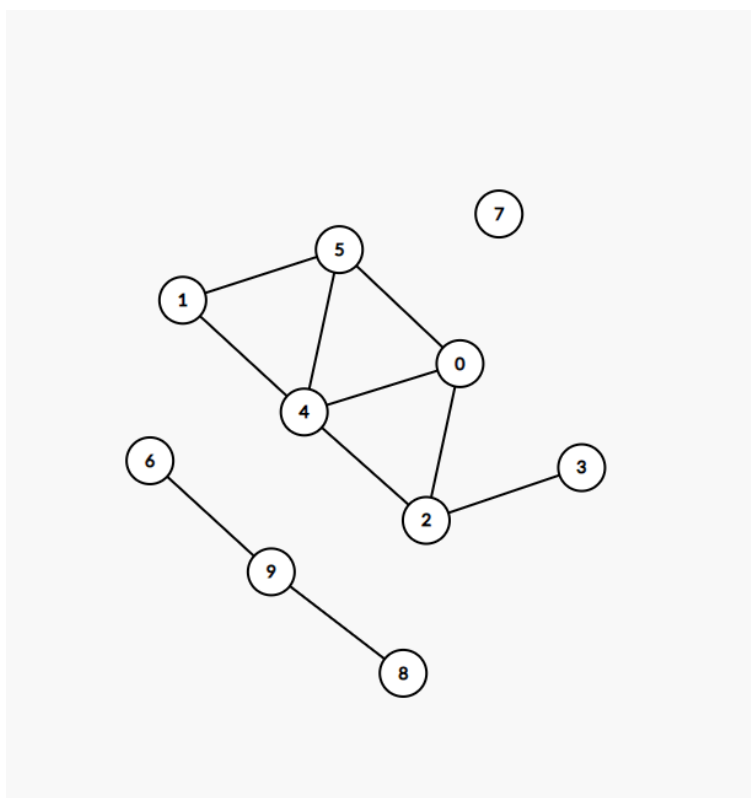


Figura 2.2: Grafo não dirigido representando o conjunto de arestas 2.1.

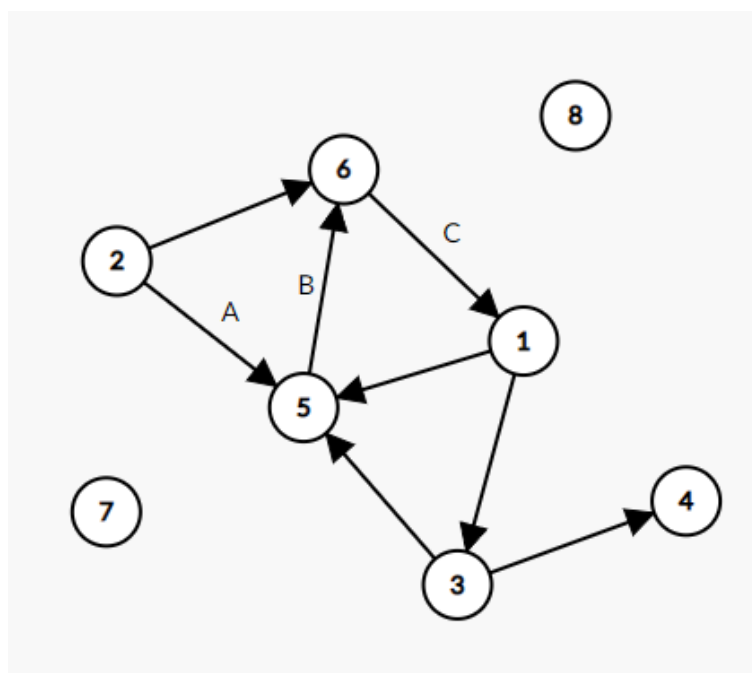


Figura 2.3: Grafo com caminho simples representados por arcos com legendas (A, B e C).

ontologia³ e aplica um raciocinador para obter novos conhecimentos [Ehrlinger and Wöß \(2016\)](#). Uma vantagem disso é que possibilita capturar complexas e sutis relações entre informações.

De acordo com [Xie et al. \(2021\)](#), como o grafo de conhecimento fornece uma maneira melhor de gerenciar e utilizar grandes quantidades de informação, a aplicação de grafos de conhecimento expandiu-se gradualmente para vários campos. [Yang \(2020\)](#) descreve algumas outras aplicações que podem ser vistas na Tabela 2.2 .

Aplicação	Descrição
Busca Semântica	buscar informações com significado e não apenas com correspondência léxica.
Controle de Qualidade	Responder perguntas feitas por linguagem natural
Resolução de Ambiguidades	Identificar em qual sentido uma palavra está sendo usada em uma sentença.
Extração de Relação	Detectar e classificar relações semânticas entre entidades
Sistemas de recomendação	Prever a preferência de um usuário

Tabela 2.2: Aplicações auxiliadas por grafos do conhecimento.

Ademais, "os grafos de conhecimento ganharam recentemente destaque na construção de sistemas de recomendações explicáveis, pois a estrutura do grafo empodera a capacidade de traçar caminhos de raciocínio por trás das recomendações", segundo [Xian et al. \(2020\)](#).

³Por ter várias conceituações e implicações filosóficas e técnicas , o termo ontologia não será analisado neste trabalho.

baseadas no perfil de cada usuário. Outro exemplo semelhante é o sistema que recomenda os vídeos do Youtube, também baseado no perfil logado ou no histórico da seção que foi aberta. Esse tipo de sistema de recomendação se tornam cada vez mais comuns por conta do grande crescimento da internet e da grande variedade de serviços de streaming dispostos no mercado, seja de musica ou de filmes, como por exemplo os serviços da Amazon, HBO, Netflix, Spotify, Youtube Music, etc.

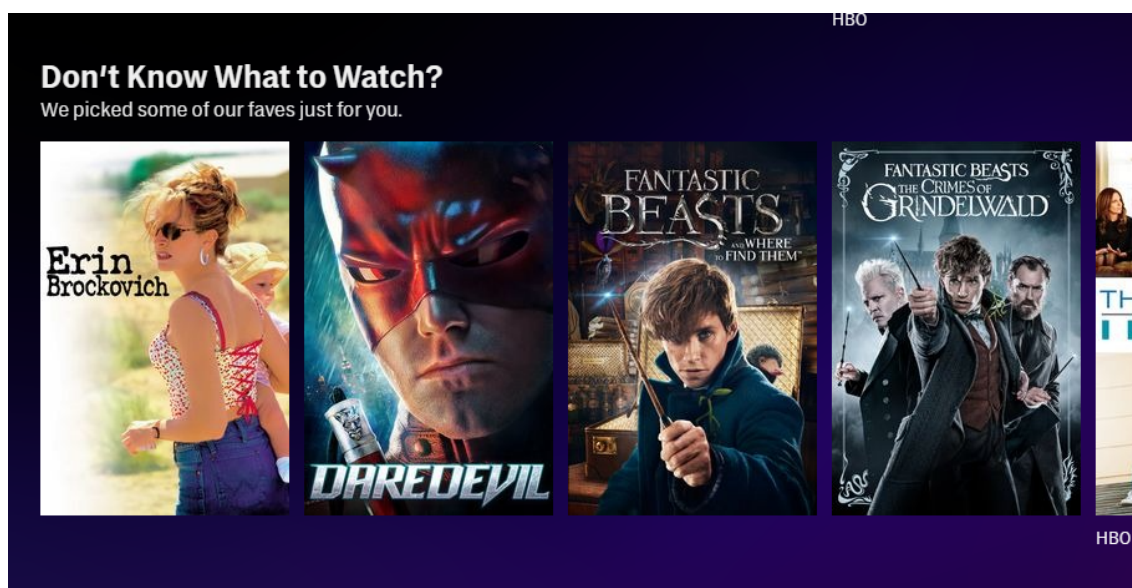


Figura 2.5: Recomendação simples sem explicação da HBO.

Sistemas de suporte a decisão também estão muito em alta na atualidade, com o avanço da medicina e da computação, temos sistemas que ajudam a decidir o diagnóstico de algum paciente para determinada doenças, por exemplo o artigo [Ruiz et al. \(2011\)](#) propõe um sistema para suporte a decisões clinicas para diagnosticar melanomas. Esses sistemas se expandem para escopos cada vez mais abrangentes, como por exemplo o artigo [Ahmad \(1990\)](#) propõe um sistema para suporte a decisões relacionadas a licitações.

2.3.1 Explicações

Quando o assunto é entretenimento pode ser até engraçado você receber uma recomendação na qual você não entende, quem nunca se perguntou o porque de um vídeo do YouTube ser recomendado? Mas quando as recomendações ou aconselhamentos são referentes a uma possível perda de dinheiro ou um diagnóstico mal feito, nós começamos a perceber que a confiança na recomendação é um fator muito importante. É aí que entram as recomendações, a explicabilidade das recomendações podem melhorar a transparência das recomendações e a probabilidade de usuários escolherem itens recomendados [Xie et al. \(2021\)](#). Essa transparência é muito importante também em relação a confiança que o sistema irá passar para o usuário. Na Figura 2.6 podemos ver um exemplo de explicação de recomendação, que traz uma apresentação melhor

para o usuário do porque cada item ou conjunto de itens foram recomendados.

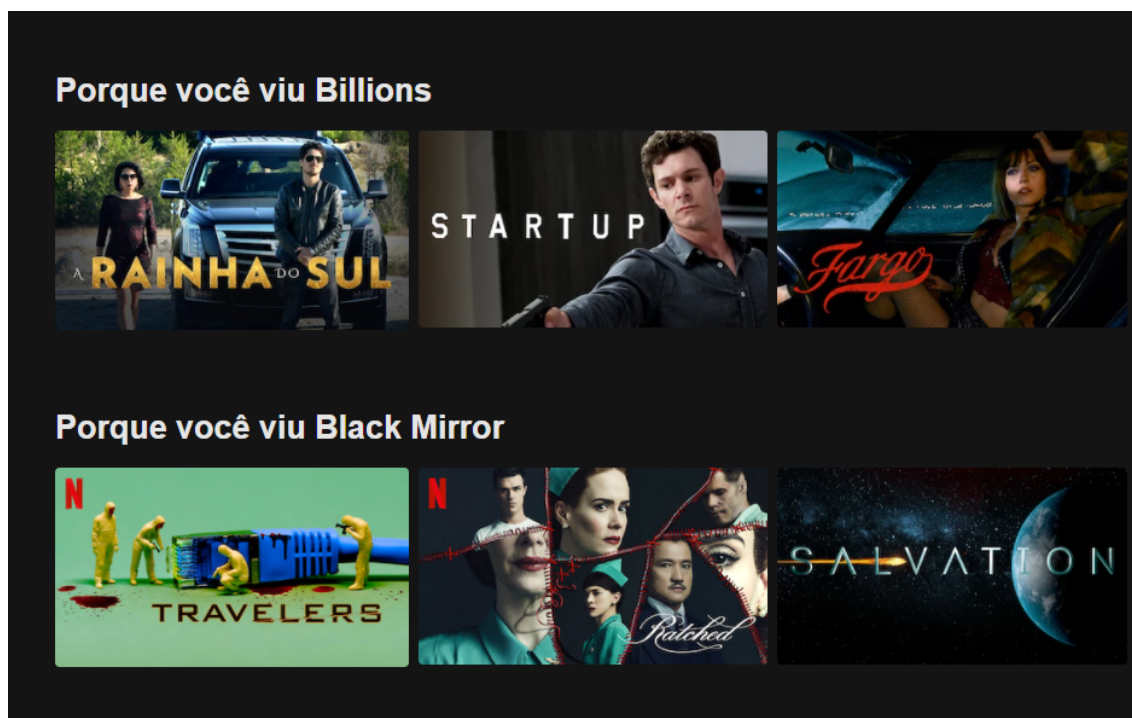


Figura 2.6: Recomendação da netflix com explicação.

3

Planejamento da revisão sistemática

Uma revisão sistemática da literatura (frequentemente chamada de revisão sistemática) é um meio de identificar, avaliar e interpretar todas as pesquisas disponíveis relevantes para uma determinada questão de pesquisa, ou área, ou fenômeno de interesse Keele et al. (2007). As principais vantagens de usar tal procedimento predefinido são que ele ajuda a evitar ou pelo menos minimizar possíveis vieses do pesquisador e também suporta a reprodutibilidade Nunes and Jannach (2017). Neste capítulo serão mostrados os passos usados para o planejamento da revisão sistemática, esses passos tem como base o protocolo proposto por Kitchenham and Brereton (2013).

3.1 A necessidade de uma revisão sistemática

O tema abordado é pouco estudado, causando inclusive uma dificuldade na hora de conseguir estudos em grande quantidade, além disso, uma busca foi feita e nenhum trabalho foi encontrado no que diz respeito a uma revisão sistemática abordando o tema.

3.2 Objetivos da pesquisa

Fornecer uma ajuda inicial para novos pesquisadores no que diz respeito à decisões explicáveis com o auxílio de grafos de conhecimento, investigando e classificando os seguintes aspectos:

- Como as explicações são geradas.
- Como as explicações são avaliadas.
- Como os grafos de conhecimento são aplicados para otimizar as explicações.
- Quais formas de explicação são propostas na literatura.

3.3 Perguntas da pesquisa

As seguintes perguntas serão respondidas na seção de resultados:

1. Quais são as características das explicações em termos de apresentação e conteúdo?
2. Como o grafo do conhecimento é aplicado?
3. Como as explicações são geradas?
4. Como as explicações são avaliadas?
5. Quais são as conclusões dos estudos e avaliações sobre as explicações?

3.4 Estratégia de busca

Fonte	URL
ACM Digital Library	https://dl.acm.org/
IEEE Xplore Digital Library	https://ieeexplore.ieee.org/
Springer Link	https://link.springer.com/
Science Open	https://www.scienceopen.com/
arXiv	https://arxiv.org
DataCite	https://search.datacite.org/
Google Scholar	https://scholar.google.com.br/

Tabela 3.1: Bancos de dados usados na pesquisa.

Na Tabela 3.1, estão dispostas as bases de dados e ferramentas de busca utilizadas na pesquisa. A ideia inicial era usar uma base menor e mais específica de dados, porém o tema deste trabalho ainda é pouco estudado, então tivemos que ampliar o alcance da busca, incluindo ferramentas de buscas como por exemplo o Google Scholar e arXiv. Para cada banco de dados e ferramentas de busca foram feitas buscas com as combinações criadas a partir das nossas palavras chaves selecionadas (que serão explicadas no capítulo de execução).

3.5 Critérios de seleção

Os critérios selecionados que serão descritos neste capítulo servem de filtro para que os estudos primários sejam selecionados. Foram selecionados 4 critérios de inclusão (CI) e 4 critérios de exclusão (CE) para serem selecionados e estudados. A tabela 3.2 contém os critérios selecionados.

Os critérios foram baseados em Nunes and Jannach (2017), pela interligação entre os temas foi conveniente fazer essa adaptação. Os tipos de estudos de interesse são: (i) A proposta de uma

técnica para gerar explicações com o auxílio de grafos do conhecimento (CI-1); (ii) A descrição de uma ferramenta auxiliada por grafos do conhecimento que incluem uma explicação em suas decisões ou recomendações (CI-2); (iii) Uma avaliação de explicações geradas com o auxílio de grafos do conhecimento ou uma comparação dessas explicações com outras explicações que não usam desse recurso (CI-3); (iv) Uma discussão dos aspectos fundamentais de explicações geradas com o auxílio de grafos do conhecimento (CI-4).

Os critérios de exclusão foram executados da seguinte forma. Na busca foi executada uma filtragem pelo idioma (CE-1), é certo que a quantidade conteúdo relevante publicado em inglês é superior ao conteúdo em português, além do mais, adicionar um idioma extra pode acarretar em um trabalho extra que não terá tanto impacto na pesquisa, esse é um dos critérios recomendados em [Keele et al. \(2007\)](#). Alguns documentos encontrados são questionários e por isso acabam não apresentando tanta relevância para a ideia proposta (CE-2). Para obter o acesso ao conteúdo completo dos artigos pesquisados (CE-3), foi utilizada a conta do email institucional no Portal de Periódicos CAPES, quando o conteúdo completo não estava disponível foram utilizadas outras ferramentas de busca como o Google Scholar. Outros estudos como por exemplo [Tiddi and Schlobach \(2022\)](#) até contém informações relacionadas a grafos do conhecimento, porém envolve explicações para machine learning e não para aconselhamentos ou tomada de decisões (CE-4).

Critérios de Inclusão
CI-1 O artigo propõe uma técnica de geração de explicações com o auxílio de grafos do conhecimento.
CI-2 O artigo apresenta uma aplicação auxiliada por grafos do conhecimento, incluindo explicações para recomendações ou tomadas de decisões.
CI-3 O artigo apresenta comparações ou formas de avaliações de técnicas de explicações que utilizam o auxílio de grafos de conhecimento.
CI-4 O artigo apresenta um estudo investigando aspectos fundamentais das explicações geradas com o auxílio de grafos do conhecimento.
Critérios de Exclusão
CE-1 O Artigo não está escrito em Inglês
CE-2 O conteúdo não é um artigo científico, mas sim uma introdução , questionário, etc.
CE-3 Não foi possível acessar o conteúdo completo do artigo
CE-4 Grafo do conhecimento esta presente no artigo, mas não é usado para auxiliar na geração de explicações para tomada de decisões

Tabela 3.2: Critérios de inclusão e exclusão.



Execução da revisão sistemática

Nessa seção serão providas informações sobre o próximo passo do trabalho, que é realizar a busca pelo conjunto de estudos primários a serem avaliados. Para que essa busca seja realizada, primeiramente será preciso construir uma expressão de busca, que será detalhada abaixo. Após isso serão especificados os estudos primários selecionados.

4.1 Construção da expressão busca

A construção da expressão de busca é uma parte fundamental de uma revisão sistemática, nela serão agrupados um conjunto de termos referentes a nossa busca para que possamos fazer a seleção dos estudos primários. Segundo o guia [Keele et al. \(2007\)](#), a expressão de busca é apropriadamente derivada das perguntas da pesquisa listada em [3.3](#). A expressão de busca do presente trabalho cobre dois termos principais que precisam ser encontrados nos estudos selecionados, esses termos foram pesquisados em inglês pois a literatura contém mais conteúdo relevante nessa linguagem. Nosso primeiro termo "knowledge graph" é referente ao grafo de conhecimento, que é uma das peças principais do nosso estudo. Para que possamos capturar o máximo de informações, é comum o uso de sinônimos, pois cada pesquisador pode se referir a um termo de uma forma um pouco diferente, no caso do termo "knowledge graph" iremos usar outro termo que não é necessariamente um sinônimo, usaremos também "knowledge-graph" que é uma outra forma comum de se referir a esse termo. O segundo termo utilizado é "explanation", referente a outra peça principal da busca, que são as explicações, com sinônimos utilizamos "justification", "argumentation" e "explainable". Esses termos foram escolhidos como sinônimos porque podem aparecer no texto como "justificar uma decisão ou recomendação" ou "argumentar sobre uma decisão ou recomendação".

(knowledge-graph OR knowledge graph) AND (explanation OR justification
OR argumentation OR explainable)

Tabela 4.1: Expressão de busca.

4.2 Seleção dos estudos primários

Após a busca nas bases selecionadas, foram obtidos 41 artigos como resultados, após a exclusão de artigos duplicados esse número caiu para 36. Os detalhes das quantidades encontradas em cada base/ferramenta está disposto na Tabela 4.2. Para cada artigo encontrado na busca foi feita uma análise no título e no resumo em busca de uma confirmação sobre a relevância do artigo para a nossa revisão, usando o primeiro critério como base, buscou-se confirmar se o artigo realmente se tratava de algum tópico que inclui explicações para recomendações ou decisões geradas com o auxílio dos grafos de conhecimento. Os artigos selecionados então foram levados para uma análise completa baseada em critérios de inclusão e exclusão listados no Capítulo 3.5.

Fonte	Artigos encontrados
ACM Digital Library	10
arXiv	10
DataCite	1
IEEE Xplore Digital Library	2
Springer Link	2
Science Open	1
Google Scholar	15
Artigos Duplicados	4
Total (incluindo duplicados)	41
Total (excluindo duplicados)	37

Tabela 4.2: Resultados da busca.

Critério	Inclusões
CI-1	14
CI-2	4
CI-3	14
CI-4	9
Selecionados (excluindo duplicados)	19

Tabela 4.3: Seleção dos estudos primários baseado nos critérios de inclusão (removendo duplicados).

Por fim chegou-se na seleção dos estudos primários, após a avaliação foram selecionados um total de 19 artigos que estavam de acordo com todos os critérios, na Tabela 4.3 é possível encontrar os dados referentes a essa avaliação.

5

Resultados

5.1 P1 - Quais são as características das explicações em termos de apresentação e conteúdo?

Aqui a avaliação em termos de apresentação não é feita baseada apenas no usuário final, como o objetivo deste trabalho é ajudar futuros pesquisadores foi observado a apresentação da explicação no próprio artigo, que conseqüentemente é refletida nos usuários quando se trata de algum sistema.

Huang et al. (2019) incorpora o grafo de conhecimento no conceito de recomendação sequencial, segundo o artigo, provendo uma explicação mais convincente ao usuário. Demonstra uma explicação rica em detalhes envolvendo tanto a nível de iteração com o usuário quanto a nível de caminho. É possível notar na imagem 5.1 um dos passos no meio do processo iterativo de recomendação e explicação.

O trabalho Alshammari et al. (2019) se destaca em termos de apresentação das explicações por conta da natureza de seu trabalho envolvendo as semânticas, podemos ver um exemplo de recomendação desse trabalho na imagem 5.2.

Em termos de apresentação de comparação o artigo Zhang et al. (2019) é um dos mais completos, por se tratar de um método novo¹ de incorporação de grafos de conhecimento, destaca bem a importância das explicações para aplicações reais, assim como a capacidade de geração de explicações confiáveis para suportar suas predições.

Em Vedula and Parthasarathy (2021) são estudadas a veracidade de fatos e para cada veredito é gerada uma explicação em linguagem natural explicando como aquele veredito foi encontrado. A apresentação das explicações no artigo vem acompanhadas das comparações com as explicações encontradas em outros métodos, dando uma visão maior ao pesquisador que estiver estudando o assunto.

¹Apresentado em 2019

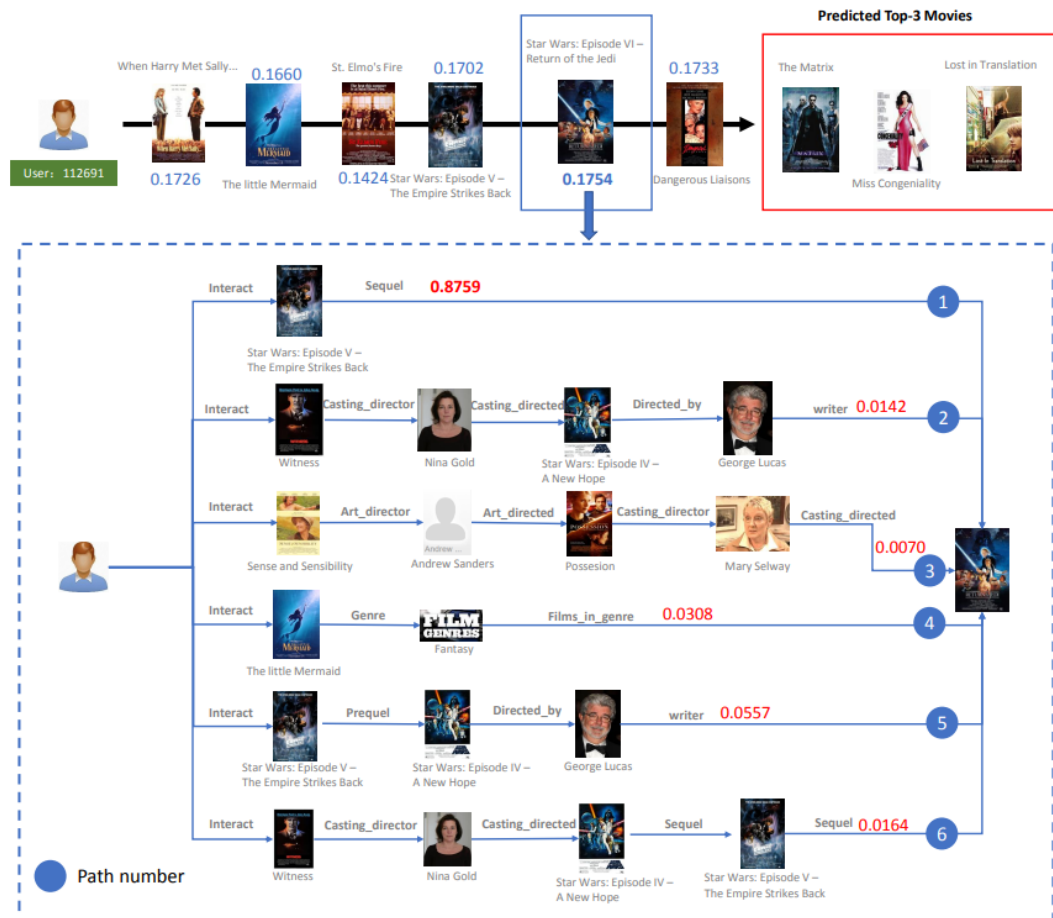


Figura 5.1: Figura retirada de Huang et al. (2019). Um exemplo em execução para a demonstração de explicabilidade do modelo EIUM.

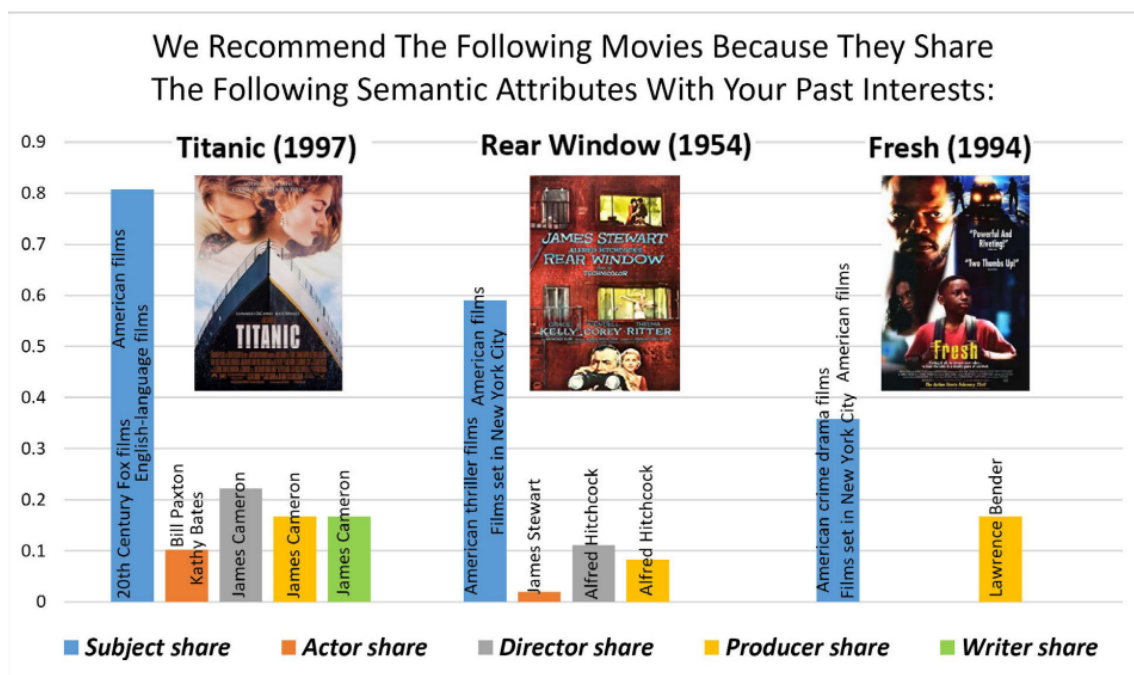


Figura 5.2: Figura retirada de Alshammari et al. (2019).

Em termos de apresentação do problema [Edwards et al. \(2021\)](#) e [Alshammari et al. \(2019\)](#) se destacam por mostrar um potencial no que se diz respeito a gerar explicações para modelos "caixa-preta"² e melhorar suas performances.

5.2 P2 - Como o Grafo do Conhecimento é aplicado?

Nesta etapa foi feita uma análise em como o grafo de conhecimento é aplicado em cada projeto. Com base nos estudos relacionados a grafos do conhecimento e suas aplicações a esses sistemas, é comum classificar a aplicação do grafo em três categorias: métodos baseados em incorporação, métodos baseados em caminhos³ e métodos unificados.

Uma prática que parece ser muito comum é o reuso de grafos de conhecimentos já existentes, isso pode indicar que essas bases abertas podem estar diminuindo um tempo de desenvolvimento para novas ferramentas. Outra observação é que muitas técnicas utilizam a combinação de alguns grafos de conhecimento.

5.2.1 Métodos baseados em incorporação

Métodos baseados em incorporação usam a estratégia de melhorar a "qualidade" da representação dos itens através dos algoritmos de grafos do conhecimento, obtendo assim uma representação mais rica em detalhes e integrando esses itens dentro dos sistemas de recomendação. Conforme [Guo et al. \(2020\)](#), "experimentos mostram que incorporar o conhecimento estrutural pode aumentar o desempenho da recomendação".

Nessa pesquisa foi observado que esse é o método mais comum para aplicar um grafo de conhecimento nos sistemas, mas não necessariamente o melhor em termos de gerar explicações. Segundo [Wang et al. \(2019\)](#) "uma razão para isso é que a caracterização da conectividade de usuário-item é alcançada de forma bastante implícita", ou seja, métodos de incorporação guiam a aprendizagem da representação, mas não inferem as preferências do usuário.

Alguns métodos usam o grafo do conhecimento não são como uma fonte de informações principais, mas sim como um auxiliar [8].

As principais formas encontradas de incorporar o grafo são: TransE [5], TransH [27] e TransR [15]. Além disso outros artigos propõem abordagens um pouco diferentes, como por exemplo:

[Zhang et al. \(2019\)](#) sugere um método alternativo para incorporação de grafos do conhecimento, o CrossE.

[Alshammari et al. \(2019\)](#) propõe MF(Fatorações de matrizes) com a criação de um Grafo do conhecimento semântico.

²Modelos de aprendizagem profunda que trabalham com uma quantidade massiva de dados, dificultando a interpretabilidade e explicabilidade do sistema.

³Caminhos em grafos foram brevemente explicados em 2.1.3

Lista de métodos baseados em incorporação

Zang and Yang (2020), Ma et al. (2019), Díaz-Rodríguez et al. (2022), Zhang et al. (2021), Xie et al. (2021), Polleti et al. (2020), Vedula and Parthasarathy (2021), Alshammari et al. (2019), Zhang et al. (2019), Catherine et al. (2017), Xian et al. (2020), Xu et al. (2021).

5.2.2 Métodos baseados em caminhos

Os métodos baseados em caminhos se utilizam da criação de um grafo de itens do usuário e reconhecendo padrões relacionados a conectividade das entidades do grafo, a partir daí são geradas as recomendações. Esses métodos enriquecem a recomendação, identificando as similaridades derivadas da conectividade das entidades dos grafos.

Um "meta-path" é uma regra de raciocínio lógico que define um caminho geral entre duas entidades. Por exemplo, um metapath desejado para prever a tripla (Composto, Gulo세imas, doença) pode ser: Composto $\xrightarrow{\text{liga-se}}$ Gene $\xrightarrow{\text{associa}}$ Doença Edwards et al. (2021).

Apesar de "meta-paths" serem usados por algumas abordagens que envolvem métodos baseados em caminhos, o trabalho Wang et al. (2019) aponta algumas limitações para essa abordagem que segundo ele se mostra ineficiente. Essas limitações são: (i) as relações são geralmente excluídas dos "meta-paths", elas dificilmente especificam a semântica holística dos caminhos, especialmente quando entidades semelhantes com entidades diferentes são envolvidas em um "meta-path"; (ii) Elas não conseguem descobrir e raciocinar sobre padrões de conectividade invisíveis, uma vez que "meta-paths" requerem que o conhecimento do domínio seja predefinido.

Outra observação feita nesse estudo é que para alguns grafos de conhecimento é muito custoso ou até inviável que todos os caminhos sejam explorados, para resolver isso alguns critérios são adicionados na hora de trabalhar com os caminhos, por exemplo, caminhos com o tamanho maior que 6 são excluídos do processo de extração de caminhos em Wang et al. (2019) para que não se introduza um "ruído de entidade".

Lista de métodos baseados em caminhos

Edwards et al. (2021), Wang et al. (2019)

5.2.3 Métodos unificados

Como o próprio nome diz, os métodos unificados tentam explorar ao máximo as capacidades dos grafos de conhecimento se utilizando dos dois métodos citados anteriormente. Segundo Guo et al. (2020) *Esses métodos refinam a representação da entidade com a propagação de incorporação⁴ e refinam a representação das entidades com a orientação da estrutura conectiva do grafo de conhecimento.*

⁴Estrutura de aprendizagem de máquina não supervisionada para dados.

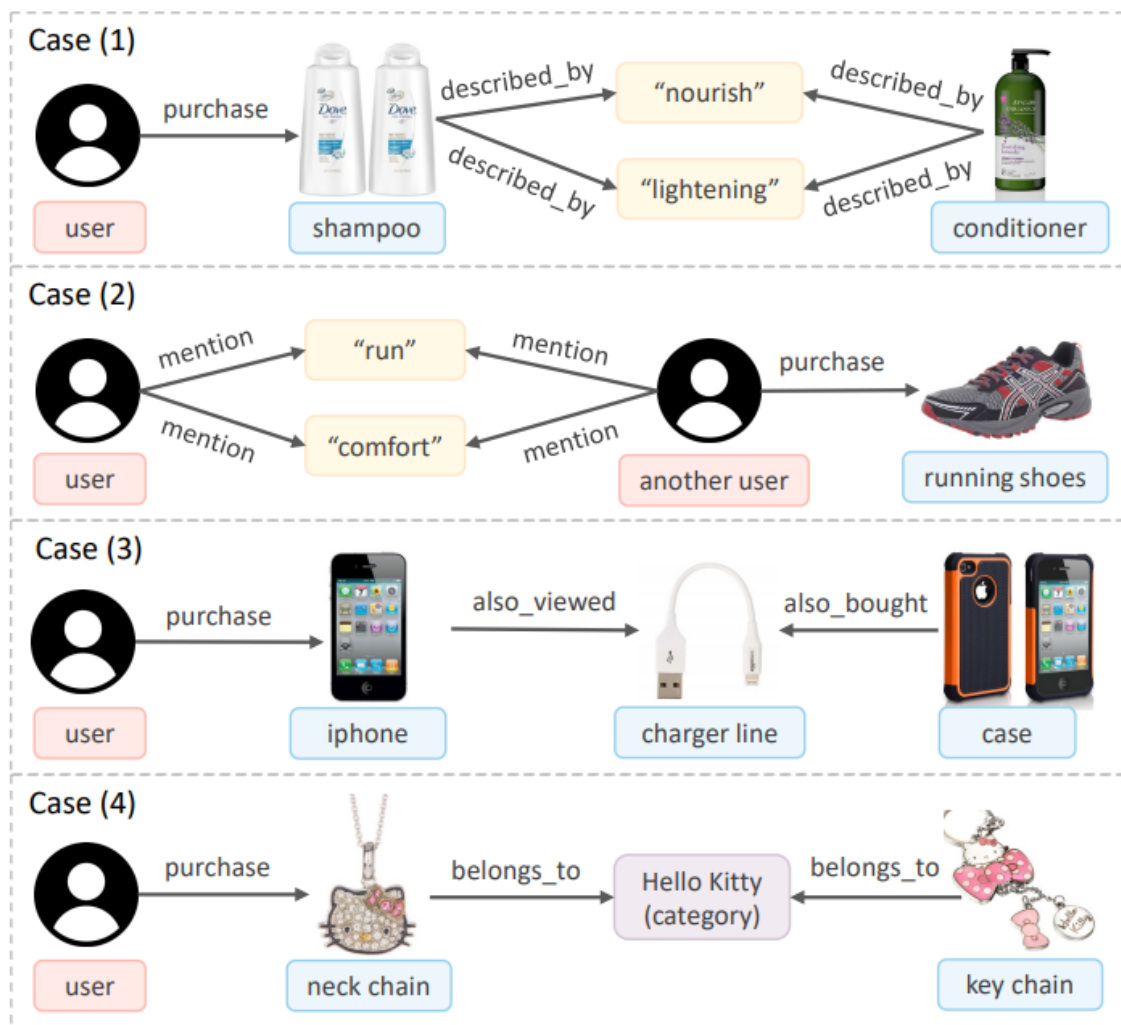


Figura 5.3: Casos reais de caminhos de raciocínio de recomendações. Figura retirada de Xian et al. (2019).

Lista

Huang et al. (2019), Xian et al. (2019).

5.3 P3 - Como as explicações são geradas?

A grande maioria das abordagens geram suas explicações após as recomendações serem geradas, mas existem algumas exceções como Xu et al. (2021) e Alshammari et al. (2019) que geram as recomendações enquanto acham os caminhos de raciocínio.

Algumas abordagens se utilizam de passeios aleatórios para encontrar caminhos de raciocínio, essa abordagem traz um problema anteriormente citado referente ao tamanho do caminho, para isso são impostos limites para a quantidade de passos do passeio. Em Ma et al. (2019) é feita uma combinação de passeios aleatórios com um conjunto de regras que serão usadas na recomendação, nesse contexto, é usado um algoritmo baseado em passeios aleatórios para calcular as probabilidades de encontrar caminhos que seguem certas regras entre os pares do grafo.

Em Zhang et al. (2021) as explicações são geradas a partir das triplas que guardam a relação entre as entidades do grafo de conhecimento. Predição é a tripla alvo, explicação é composta por uma ou mais triplas no formato : $A \wedge B \wedge C \rightarrow D$, onde A, B e C são triplas que levam a predição de D. Para cada predição é adicionado uma pontuação de confiança.

Em Xian et al. (2020) É gerada uma explicação em duas etapas, explicação granulada descrevendo o padrão de usuário e refinada que será usada para a recomendação final.

Xu et al. (2021) - Gera recomendações enquanto encontra os caminhos de raciocínio, usando grafos de conhecimento e aprendizagem por reforço.

5.4 P4 - Como as explicações são avaliadas?

Apesar de se tratarem de estudos que envolvem explicações, muitos artigos focam apenas em métricas de recomendações e deixam a desejar um pouco nas métricas para as explicações, as vezes limitados pelo seu domínio, ou seja, sem outras técnicas com grafos de conhecimento para comparar.

Dentre os meios de avaliação para as explicações destacam-se:

Avaliações feitas com usuários: feitas a partir de questionários em busca de resposta para características consideradas importantes numa explicação, essas características podem ser vistas na Tabela 5.1. Em Zhang et al. (2021) por exemplo, foi feita uma avaliação com especialistas em comércio eletrônico visando comparar a qualidade das explicações analisando tanto o tempo que era usado para as tomadas de decisões serem feitas, quanto a precisão dessas decisões. Os resultados podem ser vistos na Tabela 5.2. Outro que contém bastante questionários buscando vários aspectos é Alshammari et al. (2019).

Uma observação feita foi que muitos desses questionários são respondidos por uma quantidade pequena de pessoas. Poucos artigos como [Vedula and Parthasarathy \(2021\)](#) fazem uma avaliação com uma grande quantidade de pessoas e utilizam técnicas para que a qualidade da informação não seja perdida. A avaliação manual feita em [Vedula and Parthasarathy \(2021\)](#), por exemplo, continha 15 mil amostras aleatórias de diversos tópicos.

Característica	Objetivo
Transparência	Entender melhor a recomendação e o sistema
Persuasão	Guiar o usuário a seguir uma recomendação
Validação	Usar feedback como métrica para validar métodos
Engajamento	Identificar efeitos pedagógicos na avaliação
Confiança	Melhorar a confiança do usuário no sistema pelo fato de ter explicações
Eficácia	Melhorar a coerência das decisões a partir das explicações
Utilidade	Identificar e apresentar as necessidades do usuário
Previsão	O usuário consegue estimar o quanto irá concordar com a recomendação

Tabela 5.1: Características buscadas nas avaliações das explicações

Avaliações a partir de métricas e comparações: as métricas mais comuns são recall e Avg-Support, usadas por exemplo em [Zhang et al. \(2019\)](#) e [Zhang et al. \(2021\)](#). É discutido em [Zhang et al. \(2019\)](#) que, quanto maior for o AvgSupport para uma tripla, mais confiável sua explicação será. Essas métricas são usadas para que sejam feitas comparações por outros métodos diferentes de incorporação de um grafo do conhecimento, ainda em [Zhang et al. \(2019\)](#) é feita uma comparação em relação aos métodos CrossE(seu modelo proposto), transE [5] e ANALOGY [16].

Em questão de comparação o método transE [5] é o mais utilizado.

Outro caso interessante de avaliação que não envolve necessariamente usuário ou as métricas citadas acima é encontrado em [Díaz-Rodríguez et al. \(2022\)](#), onde a comparação é feita com outras bases de dados, porém é encontrada uma limitação para esse domínio específico por existir um número limitado de base de dados que continham dados "part-based", que não eram muitos por precisar incluir um grafo de conhecimento. A avaliação foi feita com "PASCAL object detection challenge"(PASCAL VOC benchmark).

	Precisão	Tempo
Sem explicação	69.33	862.5(100%)
Explicação com TransE	64.33	787.3(91.28%)
Explicação usada no artigo	69.67	491.0(56.9%)

Tabela 5.2: Avaliação Manual sobre explicações [Zhang et al. \(2021\)](#)

5.5 P5 - Quais são as conclusões dos estudos e avaliações sobre as explicações?

Ao avaliar as formas mais comuns de avaliação das explicações geradas, notou-se uma falta de material referente as gerações e avaliações das mesmas. Apesar dos artigos envolverem o tema explicações, é notado um foco maior na geração e avaliação das recomendações e deixam um pouco a desejar no quesito explicações. Alguns artigos como [Xian et al. \(2020\)](#) até se preocupam na demonstração de como a explicação é gerada, mas não tem um método de avaliação.

Dentre os artigos, os únicos que demonstraram uma forma clara de avaliação foram: [Vedula and Parthasarathy \(2021\)](#), [Díaz-Rodríguez et al. \(2022\)](#), [Zhang et al. \(2021\)](#), [Alshammari et al. \(2019\)](#) e [Polleti et al. \(2020\)](#).

Por se tratar de um tema pouco estudado, ficou notável a falta de materiais disponíveis, uma evidência disso é que os artigos encontrados em sua grande maioria estão no intervalo de 2017 até 2022.

Uma informação notável é que o problema da completude em grafos de conhecimento ainda é um campo ativo de pesquisa, tendo em vista que as técnicas de incorporação e enriquecimento dos grafos se repetem bastante e além disso muitos artigos encontrados são exatamente sobre técnicas de incorporamento, ou seja, técnicas que fazem o papel de completar um GC.

6

Considerações Finais

Este trabalho apresentou uma revisão sistemática, proporcionando uma visão geral de como se encontram as pesquisas em torno da aplicação de grafos do conhecimento para sistemas que explicam suas recomendações, identificando as principais formas de incorporação de um grafo de conhecimento para geração de explicações e suas avaliações, destacando alguns trabalhos encontrados e suas particularidades, assim, disponibilizando de forma centralizada um ponto de partida para novas pesquisas. Uma das observações feitas no fim do estudo, foi que a expressão de busca poderia ter sido aprimorada ao adicionar o termo "knowledge-base graph", esse detalhe se dá por conta de quão atual é o assunto, destacando assim uma falta de base de conhecimento e a importância de que mais estudos sejam feitos em torno dele.

Pesquisas futuras guiarão nosso trabalho no sentido de explorar e avaliar as ferramentas que já utilizam dos grafos de conhecimento para gerar suas explicações. Além disso, podemos analisar aplicações existentes que não geram explicações para o usuário, fazendo um estudo de como seria possível aplicar a essas aplicações os métodos encontrados neste trabalho.

Referências bibliográficas

- [1] Ahmad, I. (1990). Decision-support system for modeling bid/no-bid decision problem. *Journal of Construction Engineering and Management*, 116(4):595–608.
- [2] Alshammari, M., Nasraoui, O., and Sanders, S. (2019). Mining semantic knowledge graphs to add explainability to black box recommender systems. *IEEE Access*, 7:110563–110579.
- [3] Auer, S., Bizer, C., Kobilarov, G., Lehmann, J., Cyganiak, R., and Ives, Z. (2007). Dbpedia: A nucleus for a web of open data. In *The semantic web*, pages 722–735. Springer.
- [4] Bollacker, K., Evans, C., Paritosh, P., Sturge, T., and Taylor, J. (2008). Freebase: a collaboratively created graph database for structuring human knowledge. In *Proceedings of the 2008 ACM SIGMOD international conference on Management of data*, pages 1247–1250.
- [5] Bordes, A., Usunier, N., Garcia-Duran, A., Weston, J., and Yakhnenko, O. (2013). Translating embeddings for modeling multi-relational data. *Advances in neural information processing systems*, 26.
- [6] Carlson, A., Betteridge, J., Kisiel, B., Settles, B., Hruschka, E. R., and Mitchell, T. M. (2010). Toward an architecture for never-ending language learning. In *Twenty-Fourth AAAI conference on artificial intelligence*.
- [7] Catherine, R., Mazaitis, K., Eskenazi, M., and Cohen, W. (2017). Explainable entity-based recommendations with knowledge graphs. *arXiv preprint arXiv:1707.05254*.
- [8] Díaz-Rodríguez, N., Lamas, A., Sanchez, J., Franchi, G., Donadello, I., Tabik, S., Filliat, D., Cruz, P., Montes, R., and Herrera, F. (2022). Explainable neural-symbolic learning (x-nesyl) methodology to fuse deep learning representations with expert knowledge graphs: The monumai cultural heritage use case. *Information Fusion*, 79:58–83.
- [9] Edwards, G., Nilsson, S., Rozemberczki, B., and Papa, E. (2021). Explainable biomedical recommendations via reinforcement learning reasoning on knowledge graphs. *arXiv preprint arXiv:2111.10625*.

- [10] Ehrlinger, L. and Wöß, W. (2016). Towards a definition of knowledge graphs. *SEMANTiCS (Posters, Demos, SuCCESS)*, 48(1-4):2.
- [11] Guo, Q., Zhuang, F., Qin, C., Zhu, H., Xie, X., Xiong, H., and He, Q. (2020). A survey on knowledge graph-based recommender systems. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*.
- [12] Huang, X., Fang, Q., Qian, S., Sang, J., Li, Y., and Xu, C. (2019). Explainable interaction-driven user modeling over knowledge graph for sequential recommendation. In *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia*, pages 548–556.
- [13] Keele, S. et al. (2007). Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering. Technical report, Citeseer.
- [14] Kitchenham, B. and Brereton, P. (2013). A systematic review of systematic review process research in software engineering. *Information and software technology*, 55(12):2049–2075.
- [15] Lin, Y., Liu, Z., Sun, M., Liu, Y., and Zhu, X. (2015). Learning entity and relation embeddings for knowledge graph completion. In *Twenty-ninth AAAI conference on artificial intelligence*.
- [16] Liu, H., Wu, Y., and Yang, Y. (2017). Analogical inference for multi-relational embeddings. In *International conference on machine learning*, pages 2168–2178. PMLR.
- [17] Ma, W., Zhang, M., Cao, Y., Jin, W., Wang, C., Liu, Y., Ma, S., and Ren, X. (2019). Jointly learning explainable rules for recommendation with knowledge graph. In *The world wide web conference*, pages 1210–1221.
- [18] Nunes, I. and Jannach, D. (2017). A systematic review and taxonomy of explanations in decision support and recommender systems. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 27(3):393–444.
- [19] Polleti, G. P., Munhoz, H. N., and Cozman, F. G. (2020). Explanations within conversational recommendation systems: improving coverage through knowledge graph embedding. In *2020 AAAI Workshop on Interactive and Conversational Recommendation System*. AAAI Press, New York City, New York, USA.
- [20] Ruiz, D., Berenguer, V., Soriano, A., and Sánchez, B. (2011). A decision support system for the diagnosis of melanoma: A comparative approach. *Expert Systems with Applications*, 38(12):15217–15223.
- [21] Singhal, A. (2012). Introducing the knowledge graph: things, not strings. *Official google blog*, 5:16.

- [22] Suchanek, F. M., Kasneci, G., and Weikum, G. (2007). Yago: a core of semantic knowledge. In *Proceedings of the 16th international conference on World Wide Web*, pages 697–706.
- [23] Tiddi, I. and Schlobach, S. (2022). Knowledge graphs as tools for explainable machine learning: A survey. *Artificial Intelligence*, 302:103627.
- [24] Vedula, N. and Parthasarathy, S. (2021). Face-keg: Fact checking explained using knowledge graphs. In *Proceedings of the 14th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, pages 526–534.
- [25] Vrandečić, D. (2012). Wikidata: A new platform for collaborative data collection. In *Proceedings of the 21st international conference on world wide web*, pages 1063–1064.
- [26] Wang, X., Wang, D., Xu, C., He, X., Cao, Y., and Chua, T.-S. (2019). Explainable reasoning over knowledge graphs for recommendation. In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence*, volume 33, pages 5329–5336.
- [27] Wang, Z., Zhang, J., Feng, J., and Chen, Z. (2014). Knowledge graph embedding by translating on hyperplanes. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 28.
- [28] Xian, Y., Fu, Z., Huang, Q., Muthukrishnan, S., and Zhang, Y. (2020). Neural-symbolic reasoning over knowledge graph for multi-stage explainable recommendation. *arXiv preprint arXiv:2007.13207*.
- [29] Xian, Y., Fu, Z., Muthukrishnan, S., De Melo, G., and Zhang, Y. (2019). Reinforcement knowledge graph reasoning for explainable recommendation. In *Proceedings of the 42nd international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval*, pages 285–294.
- [30] Xie, L., Hu, Z., Cai, X., Zhang, W., and Chen, J. (2021). Explainable recommendation based on knowledge graph and multi-objective optimization. *Complex & Intelligent Systems*, 7(3):1241–1252.
- [31] Xu, W., Gao, X., Sheng, Y., and Chen, G. (2021). Recommendation system with reasoning path based on dqn and knowledge graph. In *2021 15th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication (IMCOM)*, pages 1–8. IEEE.
- [32] Yang, S. (2020). Embedding models for knowledge graph completion.
- [33] Zang, Z. and Yang, X. (2020). Feedback knowledge graph for recommendation. In *2020 2nd International Conference on Big-data Service and Intelligent Computation*, pages 37–41.

-
- [34] Zhang, W., Deng, S., Chen, M., Wang, L., Chen, Q., Xiong, F., Liu, X., and Chen, H. (2021). Knowledge graph embedding in e-commerce applications: Attentive reasoning, explanations, and transferable rules. In *The 10th International Joint Conference on Knowledge Graphs*, pages 71–79.
- [35] Zhang, W., Paudel, B., Zhang, W., Bernstein, A., and Chen, H. (2019). Interaction embeddings for prediction and explanation in knowledge graphs. In *Proceedings of the Twelfth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, pages 96–104.