

Como identificar os tópicos emergentes de um tema de investigação?

How to Identify the Emerging Topics of a Research Topic?

Eduardo Amadeu Dutra Moresi ¹ <https://orcid.org/0000-0001-6058-3883>

Isabel Pinho ² | <http://orcid.org/0000-0003-1714-8979>

¹ Programa de Mestrado e Doutorado em Educação da Universidade Católica de Brasília, Brasil

² Universidade de Aveiro, Portugal

Resumo:

As palavras necessárias para criar uma análise de coocorrência podem ser coletadas dos títulos dos artigos, dos resumos e das palavras-chave do autor. Essas diferentes abordagens permitem identificar subáreas em cada campo e estudar suas características e tendências, retratar o perfil de pesquisa global, encontrar tópicos importantes, tendências disruptivas, procurar relacionamentos cooperativos e interpretar padrões de colaboração entre os autores. Este trabalho tem o objetivo de apresentar duas abordagens para a interpretação dos resultados de uma pesquisa bibliográfica. A primeira abordagem visa identificar o grau de evolução das publicações sobre um determinado tema usando a curva logística. A segunda visa identificar os tópicos emergentes a partir da análise de coocorrência de palavras-chave. Para exemplificar as duas abordagens, foi realizada uma pesquisa na base *Scopus* sobre o tema avaliação de aprendizagem. A análise da evolução das publicações revelou que o tema ainda está em crescimento e deverá alcançar a saturação por volta do ano 2040. A identificação dos tópicos emergentes indicou 20 palavras-chave que foram indexadas em 2021. Conclui-se que as abordagens são relevantes para analisar a evolução de um tema e indicar oportunidades para explorar tópicos emergentes.

Palavras-chave: Tópicos Emergentes; Pesquisa Bibliográfica; Bibliometria; Rede de Coocorrência; Avaliação da Aprendizagem.

Abstract:

The words needed to create a co-occurrence analysis can be collected from the author's article titles, abstracts and keywords. These different approaches allow identifying sub-areas in each field and studying their characteristics and trends, portraying the global research profile, finding important topics, disruptive trends, looking for cooperative relationships and interpreting patterns of collaboration between the authors. This work has the objective of presenting two approaches for the interpretation of the results of a bibliographic research. The first approach aims to identify the degree of evolution of publications on a given topic using the logistic curve. The second aims to identify emerging topics from the analysis of keyword co-occurrence. To exemplify the two

approaches, a survey was carried out on the *Scopus* database on the subject of learning assessment. The analysis of the evolution of publications revealed that the topic is still growing and is expected to reach saturation around 2040. The identification of emerging topics indicated 20 keywords that were indexed in 2021. It is concluded that the approaches are relevant to analyze the evolution of a theme and to indicate opportunities to explore emerging topics.

Keywords: Emerging Topics; Bibliographic Research; Bibliometric, Co-occurrence Network; Learning Assessment.

Submissão: 18/03/2021

Aceitação: 28/04/2021

1. Introdução

Uma análise bibliométrica fornece uma ferramenta útil para inferir conhecimento de um corpo de literatura e interpretar a evolução, a distribuição e o desenvolvimento da investigação em um determinado campo (Daim, Rueda, & Martin, 2005). Pode ser aplicada para avaliar as relações entre autores, entidades, periódicos ou países, além de medir o impacto da investigação e sua vinculação envolvendo citações e palavras-chave empregadas na literatura científica (Lv et al. 2011).

A análise de coocorrência de palavras é o estudo da relação entre palavras usadas em várias partes de um documento (Ronda-Pupo, & Guerras-Martin, 2012). Esta técnica é uma abordagem bem estabelecida e eficaz que pode revelar a estrutura intelectual de um domínio temático para discernir padrões de investigação e tendências em assuntos específicos (Olczyk, 2016). A análise de palavras-chave presume que um grupo de termos agregados pode indicar temas subjacentes e as coocorrências podem mostrar as associações com tópicos subjacentes (Khasseh, Soheili, Moghaddam, & Chelak, 2017). O número de coocorrências de duas palavras-chave é a quantidade de publicações nas quais as duas palavras-chave ocorrem juntas no título, no resumo ou na lista de palavras-chave (Van Eck, & Waltman, 2014). Quanto mais frequentemente dois termos coocorrerem, menor será a distância entre eles (Olczyk, 2016). Assim, uma maior frequência de coocorrência de duas palavras-chave implica em maior correlação (Liu, Hu, & Wang, 2012).

As palavras necessárias para criar uma análise de coocorrência podem ser coletadas dos títulos dos artigos, como em Milojević, Sugimoto, Yan, & Ding (2011) ou dos resumos e palavras-chave do autor como em Zhao, Mao e Lu (2018) e Choi, Yi e Lee (2011). Essas diferentes abordagens nos permitem identificar subáreas em cada campo e estudar suas características e tendências (Lee, Lee, Lee, & Chang, 2018), retratar o perfil de investigação global (Liu, Lu, & Lu, 2016; Xu et al. 2016), encontrar tópicos importantes (Zhao, Mao, & Lu, 2018), tendências disruptivas (Dotsika, & Watkins 2017), procurar

relacionamentos cooperativos e interpretar padrões de colaboração entre os autores (Newman 2001a, 2001b), etc.

Gan & Wang (2015) e Choi, Yi, & Lee (2011) observaram que as redes de coocorrência de palavras-chave seguem uma distribuição de lei de potência ou Lei de Zipf, onde os novos nós tenderão a se conectar preferencialmente com aqueles mais conectados. As palavras-chave com maior grau têm maior probabilidade de serem usadas com aquelas recém-introduzidas.

Em relação aos estudos sobre o tema investigado, Ding, Chowdhury, & Foo (2001) mapearam a estrutura intelectual da área de Recuperação de Informação (RI), a partir de artigos indexados na base Web Of Science, durante o período de 1987 a 1997. Eles empregaram a análise de coocorrência de palavras-chave para revelar padrões e tendências no campo investigado, medindo a força da associação de termos representativos de publicações relevantes ou outros textos produzidos sobre o campo investigado. Eles concluíram que o campo de RI tem alguns temas de investigação estabelecidos e também muda rapidamente para abraçar novos temas.

Ronda-Pupo & Guerras-Martin (2012) ampliaram a reflexão sobre a evolução da gestão estratégica por meio da análise do objeto de estudo do campo: a estratégia. Eles mostraram como o conceito de estratégia formou um campo conceitual do desenvolvimento da gestão estratégica no âmbito acadêmico. Eles utilizaram a análise de coocorrência de palavras-chave para verificar o surgimento de novos tópicos de investigação durante o desenvolvimento da pesquisa.

Wang, Li, Li, & Li (2012) propuseram um novo método baseado na integração do conhecimento de especialistas na análise da coocorrência de palavras. O desempenho deste método revelou ser muito bom, resolvendo problemas com palavras-chave e índices usados na análise de coocorrência de forma eficaz.

Mais recentemente, Bautista-Bernal, Quintana-García, & Marchante-Lara (2021) descreveram e analisaram o estado da arte na literatura e áreas potenciais para investigação futura, relacionadas à Saúde e Segurança Ocupacional e à Responsabilidade Social Corporativa. Elas relacionaram 289 artigos publicados na base Web of Science, no período de 1995 a 2018. Elas empregaram métodos bibliométricos para descrever a evolução da atividade de publicação, os colaboradores mais relevantes, as metodologias aplicadas, bem como o conteúdo dos artigos, a fim de examinar os principais tópicos e tendências de investigação.

Pech, Vrchota, & Bednář (2021) apresentaram uma revisão de literatura sobre manutenção preditiva e sensores inteligentes em fábricas inteligentes. Eles usaram o VOSviewer para gerar a rede de coocorrência de palavras-chave com 16 nós, para identificar as palavras-chave mais relevantes.

Lang et al (2021) publicaram um estudo cujo objetivo era entender o status atual e o desenvolvimento dos estudos de segurança contra incêndio e explorar as bases de conhecimento e as fronteiras de investigação. Para isso, eles recuperaram na base Web of Science 2027 documentos relacionados à segurança contra incêndio, do período de 2000 a 2019. Eles usaram o VOSviewer para gerar a rede de coocorrência de palavras-

chave e analisaram os cinco clusters da rede. Depois, eles identificaram as frequências das palavras-chave em 4 períodos: 2000-2004, 2004-2009, 2009-2013 e 2013-2019.

Khaldi & Prado-Gascó (2021) utilizaram a bibliometria para analisar os 178 artigos publicados em periódicos acadêmicos indexados na base Web of Science, sobre o tema da cooperação internacional em migração. Para a análise de coocorrência, eles empregaram o VOSviewer e extraíram as palavras do título e do resumo dos artigos. Eles interpretaram os resultados identificando as palavras-chave mais relevantes no mapa de densidade.

Contudo, não foram identificados estudos similares à proposta deste artigo, que visa responder à seguinte questão: como identificar os tópicos emergentes de um tema de investigação? A partir de uma abordagem bibliométrica, para além de verificar a evolução das publicações de um tema de investigação, em um determinado período, pretende-se organizar os tópicos que estruturam um tópico de pesquisa e especificamente revelar quais os assuntos emergentes que podem dar pistas para novas frentes de investigação.

2. Abordagem Proposta para Identificação de Tópicos Emergentes em uma Pesquisa Bibliográfica

Este trabalho tem o objetivo de apresentar uma abordagem, que se divide em duas etapas, para a identificação dos temas emergentes em uma pesquisa bibliográfica. Na primeira etapa, buscar-se-á verificar o grau de evolução das publicações sobre um determinado tema usando a curva logística. Na segunda etapa, o foco é identificar os tópicos emergentes a partir da análise de coocorrência de palavras-chave.

A primeira etapa da proposta seguirá os seguintes passos:

1. realizar pesquisa bibliográfica definindo uma expressão de busca que atenda o foco da investigação;
2. salvar os metadados em formato CSV, se a pesquisa for realizada na base *Scopus*, ou TXT, para a base *Web of Science*;
3. Elaborar uma tabela com 3 colunas: ano de publicação, número de documentos, crescimento cumulativo;
4. Gerar um gráfico¹ com a série histórica das publicações e estimar a previsão de saturação das publicações;
5. Interpretar os resultados e identificar o estado atual da evolução do tema.

A segunda etapa seguirá os seguintes passos:

1. Realizar pesquisa bibliográfica definindo uma expressão de busca que atenda o foco da investigação;

¹ O gráfico poderá ser gerado por um aplicativo de Planilha. Há a possibilidade gerar o gráfico usando a aplicação Loglet Lab (BURG et al, 2017), disponível em: <https://logletlab.com/>.

2. Salvar os metadados em formato CSV, se a pesquisa for realizada na base *Scopus*, ou TXT, para a base *Web of Science*;
3. Importar os metadados pelo software *VOSviewer* (Van Eck & Waltman, 2021):
 - Escolher a unidade de análise palavras-chave dos autores e o tipo de análise coocorrência;
 - No número de ocorrência de uma palavra-chave, selecionar o valor 1²;
 - Gerar a rede de coocorrência de palavras-chave;
 - Construir o *tesauros* para o controle do vocabulário;
 - Gerar a rede de coocorrência de palavras-chave com o *tesauros* e salvar a rede em formato GML;
4. Importar a rede no software Gephi (Bastian, Heymann, & Jacomy, 2009) e calcular as métricas de análise de redes – grau médio, classes de modularidade e centralidade de autovetor;
5. No Laboratório de Dados do Gephi identificar as palavras-chave com a maior centralidade de autovetor, ordene decrescente a respectiva coluna e identifique os nós com os maiores valores e o ano médio de ocorrência;
6. Para identificar os tópicos emergentes, ordene a coluna “score<avg._pub_year>” do mais recente para o mais antigo. Selecione as palavras-chave do ano mais recente para identificar os tópicos emergentes;
7. Em seguida, segue uma etapa de interpretação dos resultados com o retorno à base para novas consultas utilizando as palavras-chave selecionadas como tópicos emergentes do tema em análise;
8. Um passo opcional, pode ser a visualização do espaço conceitual dos tópicos emergente. Para isso, a lista de nós e de arestas deve ser exportada para uma planilha, que será lida pelo software *yEd* (yWorks, 2021), que é um software livre para a edição de grafos. O espaço conceitual permitirá a interpretação dos conceitos relacionados ao tópico escolhido.

No próximo item serão apresentados dois exemplos de cada uma das etapas da abordagem proposta.

3. Exemplo de Aplicação da Abordagem Proposta

A pesquisa bibliográfica foi realizada na base *Scopus* utilizando a expressão de busca – *education AND “learning assessment”*, que retornou 3114 documentos publicados no período de 1967 a 2021. Neste resultado foram incluídos apenas os artigos publicados

² Caso o quantitativo de palavras-chave for elevado, tipicamente superior a 10.000, o processamento dependerá da capacidade do computador e das limitações do software.

em periódicos, conferências e os do tipo revisão. Os metadados foram salvos no formato CSV. No próximo item será apresentada a evolução do tema e no seguinte, a identificação dos tópicos emergentes. Ambos os exemplos, utilizaram os dados desta pesquisa bibliográfica.

3.1 Evolução do Tema de Investigação

Para verificar o crescimento do tema foi utilizada a curva S. A lei do crescimento natural durante um período de tempo pode ser descrita através de períodos de nascimento, crescimento, maturidade, declínio e morte de qualquer sistema. Esse conjunto de períodos geralmente é chamado de ciclo de vida do sistema.

A "Curva S" é o termo genérico para qualquer uma das várias funções cumulativas de distribuição de probabilidade, que, quando representadas graficamente, parecem Ss inclinados. A curva começa plana e, em algum momento - no ponto de "decolagem" - a inclinação começa a aumentar a uma taxa crescente

Em seguida, no ponto de inflexão, a inclinação começa a declinar a uma taxa crescente até ficar plana novamente, quando se aproxima do valor máximo da curva (Leazama-Nicolás, Rodríguez-Salvador, Río-Belver, & Bildosola, 2018).

Uma curva em forma de sino é geralmente aplicada como um modelo para representar a taxa de crescimento dentro de um período de tempo (Kucharavy & De Guio, 2011). O número cumulativo de "unidades" até qualquer ponto no tempo segue uma curva S, que se tornou um símbolo visual de crescimento cumulativo. A função matemática mais simples que produz este tipo de curva é chamada de logística. O significado essencial dessa função é: a taxa de crescimento é proporcional à quantidade de crescimento já realizada e à quantidade de crescimento restante a ser realizado.

A compreensão desse conceito permite obter um prognóstico prospectivo do crescimento de um determinado domínio temático. Assim, a quantidade acumulada de artigos publicados sobre um tema ao longo do tempo geralmente segue uma curva em formato de S. Esse padrão pode ser descrito em termos de regiões, que recebem diferentes denominações. Alguns autores identificam seis regiões, incluindo nascimento (na extrema esquerda) e morte (na extrema direita). Este estudo utiliza uma terminologia de quatro regiões de Chen, Chen e Lee (2010) e Ernst (1997). A primeira região, antes da decolagem, é chamada de emergente. A segunda região, de período de crescimento crescente, é a região de crescimento. O período de crescimento decrescente é a região de maturidade. O período final, quando a curva se torna plana em direção ao seu valor máximo, é chamado de região de saturação.

A Tabela 1 apresenta a distribuição do número de documentos por ano e o crescimento cumulativo do resultado da pesquisa na base *Scopus*. O resultado mostra que o tema está em crescimento.

Tabela 1: Evolução dos documentos publicados na base *Scopus* sobre o tema *learning assessment*

Ano	Nr de documentos	Crescimento Cumulativo
2001	22	112
2002	26	138
2003	33	171
2004	32	203
2005	45	248
2006	55	303
2007	64	367
2008	91	458
2009	99	557
2010	133	690
2011	140	830
2012	108	938
2013	178	1116
2014	168	1284
2015	216	1500
2016	253	1753
2017	277	2030
2018	283	2313
2019	326	2639
2020	408	3047

Fonte: Base *Elsevier Scopus*

Para estimar o restante da Curva S, foi realizada uma simulação no Loglet Lab (Burg, Schachter, Meyer, & Ausubel, 2017), observando-se que o tema começou a crescer por volta de 2010 e ainda está em ascensão, com o prognóstico de alcançar a saturação por volta de 2040.

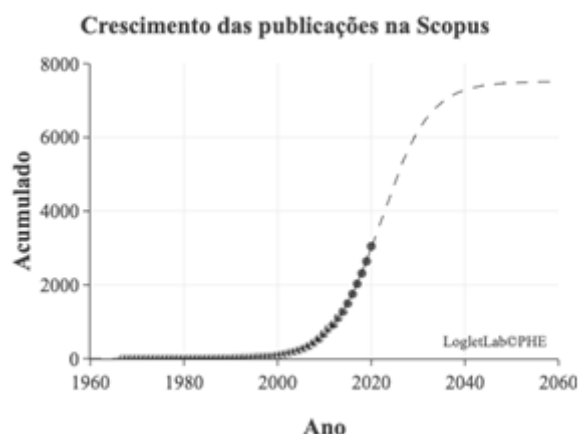


Figura 1: Estimativa do crescimento do tema *learning assessment*

3.2 Identificação dos Tópicos Emergentes

Os metadados dos resultados da pesquisa foram importados pelo VOSviewer. A rede de coocorrência de palavras-chave, incluindo o tesouro para o controle do vocabulário, com pelo menos 1 ocorrência e cada comunidade com pelo menos 200 nós, foi gerada. A rede possui 4201 nós, 12 comunidades e 12973 arestas.

A rede foi salva em formato GML e importada pelo Gephi. Após calcular as métricas da rede de coocorrência de palavras-chave, foi selecionado o Laboratório de Dados para a

identificação das palavras-chave mais influentes na rede. A Tabela 2 apresenta a seleção das 15 palavras-chave com os maiores valores de centralidade de autovetor. O resultado mostra que as palavras-chave mais importantes são: *higher education*, *e-learning* e *learning assessment*.

Tabela 2: Palavras-chave com as maiores centralidades de autovetor.

Palavra-chave	Ano Médio	Grau	Centralidade de autovetor ³
higher education	2015,9518	547	1,0000
e-learning	2014,3401	525	0,9414
learning assessment	2014,7089	427	0,6949
formative assessment	2015,8980	133	0,2984
mooc	2016,7667	91	0,2527
pbl	2013,1333	126	0,2475
learning analytics	2017,5106	127	0,2470
learning outcomes	2015,1429	96	0,2369
self-assessment	2014,5517	80	0,2237
peer assessment	2013,9286	84	0,2176
blended learning	2015,3793	98	0,2088
active learning	2014,7778	83	0,2069
learning management systems	2014,1364	73	0,1990
educational technology	2016,4783	57	0,1873
teacher education	2015,0256	110	0,1862

Para identificar os tópicos emergentes, a tabela com os parâmetros da rede de coocorrência de palavras-chave, no Laboratório de Dados do Gephi, foi ordenada do nó mais recente para o mais antigo. A Tabela 3 apresenta o resultado para os tópicos emergentes. Todas as palavras-chave ocorreram em 2021 e possuem baixa influência na rede porque a centralidade de autovetor é muito baixa, além de poucas conexões com outros nós. É importante ressaltar que outros tópicos poderão ser identificados no ano de 2020.

Tabela 3: Tópicos emergentes

³ A centralidade de autovetor captura a influência ou poder dos nós em uma rede. Uma palavra-chave com uma grande pontuação desta centralidade indicará que ela é mais influente do que aquelas que possuem pontuações menores (Prabhakaran, Lathabai, & Changat, 2015).

Palavra-chave	Ano Médio	Grau	Centralidade de autovetor
dialogic teaching	2021.0	2	0,0010444808
online collaborative learning	2021.0	2	0,0079493694
critical realism	2021.0	5	0,0336148010
reflection literacy	2021.0	2	0,0306905247
gender diversity	2021	6	0,0385215506
role of teacher	2021.0	3	0,0046458124
higher education transformation	2021.0	3	0,0058662041
contextual teaching	2021.0	3	0,0061309202
character education	2021.0	3	0,0061309214
knowledge gain	2021.0	4	0,0038067818
knowledge retention	2021.0	4	0,0038067818
curricular innovation	2021.0	4	0,0049971333
learner-centered school	2021.0	4	0,0122941651
digitalization of educational environment	2021.0	4	0,0304776557
social-emotional competencies	2021.0	5	0,0021801814
interpersonal competence	2021.0	5	0,0113709256
teachers' assessment practices	2021.0	5	0,0148589849
student transition	2021.0	5	0,0354953660
gender diversity	2021.0	6	0,0385215506
practical competencies	2021.0	6	0,0331095147
inquiry oriented	2021.0	7	0,0042907320

Por exemplo, ao retornar à base *Scopus* e fazer uma pesquisa nos 3114 documentos com a palavra-chave *reflection literacy*, foi identificado apenas um artigo. Chan & Lee (2021) apresentaram uma revisão de literatura visando fornecer uma visão geral dos desafios de estimular a reflexão no ensino superior por meio de uma perspectiva multinível. Como resultado do estudo, elas propuseram um modelo multinível para coordenar esforços institucionais visando enfrentar os desafios da reflexão e sobre a qual um discurso compartilhado pode ser desenvolvido pelos principais interessados em promover a prática reflexiva no ensino superior.

Na nova consulta à base, pode ocorrer o retorno de um número maior de documentos. Nesse caso, deve-se verificar na opção “Keyword” de filtros da base, a ocorrência da palavra-chave consultada. Por exemplo, utilizando a palavra-chave *online collaborative learning*, obtém-se 27 documentos. Ao filtrar na opção “Keyword”, ficam apenas 2 documentos, um de 2021 e outro de 2020. Zheng, Zhong, & Liu (2021) propuseram uma abordagem de feedback personalizado baseada em análises de aprendizagem e examinaram os efeitos da abordagem proposta na construção colaborativa de conhecimento. Wang, Wang, & Wu (2020) utilizaram a análise de redes epistêmicas de comportamentos interativos para avaliar a aprendizagem de 131 estudantes em um ambiente de aprendizagem colaborativa online.

Por fim, a lista de nós e de arestas é exportada pelo Gephi, importada por uma planilha e lida pelo yEd. O software permite a seleção das 4.201 palavras-chave. Contudo, para sub-redes muito grandes, tipicamente maior do que 50 nós, não será possível a visualização. A Figura 2 apresenta a visualização dos conceitos relacionados com os tópicos emergentes *knowledge retention* e *knowledge gain*.

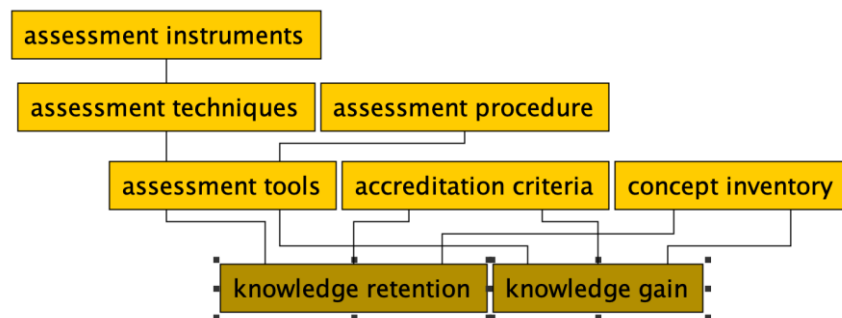


Figura 2: Visualização dos conceitos relacionados aos tópicos emergentes *knowledge retention* e *knowledge gain*.

Em suma, a interpretação dos resultados dependerá da análise dos artigos recuperados pela expressão de busca contendo as palavras-chave emergentes.

4. Conclusões

Este artigo apresentou uma proposta de uma abordagem para a verificação da evolução de um tema de pesquisa e a identificação de tópicos emergentes. A abordagem se baseia numa pesquisa bibliográfica a partir da obtenção da curva S e da análise de redes de coocorrências de palavras-chave.

O exemplo apresentado partiu de uma pesquisa bibliográfica sobre a avaliação da aprendizagem. A primeira etapa mostrou como analisar a evolução de um campo de pesquisa utilizando a série histórica dos quantitativos de publicações anuais. Com base nos dados cumulativos destes quantitativos, pode-se verificar o estado atual e estimar quando haverá a saturação do tema.

A segunda etapa apresentou uma abordagem para identificar os tópicos emergentes a partir das palavras-chave mais recentes em uma rede de coocorrência de palavras-chave. O resultado mostrou que há necessidade de interpretar os resultados, porque algumas palavras-chave, apesar de serem recentes, podem não ser pertinentes ao campo investigado.

Como perspectivas futuras de pesquisa, sugere-se um aprofundamento na análise qualitativa dos artigos recuperados a partir das palavras-chave mais recentes para identificar as novidades. A utilização destas diversas ferramentas tem um elevado potencial para explorar a informação recolhida, de acordo com os objetivos da pesquisa e dando respostas estruturadas às questões de investigação.

Observando os resultados preliminares com elevado número de publicações é possível selecionar e delimitar os resultados escolhendo algumas das palavras-chave que façam mais sentido para o foco que se pretende obter.

Esta fase exploratória será mais produtiva quanto maior for o conhecimento sobre o tema, a competência para questionar os dados e a capacidade de explorar as ferramentas. Equipes de investigadores multidisciplinares, compostas por especialistas de diversas áreas e com experiência diversa, por certo irão obter resultados mais ricos e a sua interpretação e inferências irão permitir construir modelos conceptuais robustos.

A grande contribuição para a investigação qualitativa, foi disponibilizar um método para melhorar a precisão da recuperação de documentos de tópicos emergentes. O potencial de combinar métodos quantitativos e qualitativos pode trazer contribuições relevantes. A Outra contribuição é caracterizar o estado atual da evolução do tema pesquisado.

5. Referências

- Bastian, M., Heymann, S., & Jacomy, M. (2009). Gephi: An Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks. In: Proceedings of the Third International ICWSM Conference, 361-362.
- Bautista-Bernal, I., Quintana-García, C., & Marchante-Lara, M. (2021). Research trends in occupational health and social responsibility: A bibliometric analysis. *Safety Science*, 137, Art. 105167.
- Burg, D., Schachter, E., Meyer, P., & Ausubel, J. (2017). Loglet Lab (Version 4.0) [Software]. Disponível em: <http://logletlab.com>. Acesso em: 05Mar2020.
- Chan, C. K. Y., & Lee, K. K. W. (2021). Reflection literacy: A multilevel perspective on the challenges of using reflections in higher education through a comprehensive literature review. *Educational Research Review*, 32, Art. 100376.
- Chen, Y. H., Chen, C. Y., & Lee, S. C. (2010). Technology forecasting of new clean energy: The example of hydrogen energy and fuel cell. *African Journal of Business Management*, 4 (7), 1372–1380.
- Choi, J., Yi, S., & Lee, K. C. (2011). Analysis of keyword networks in MIS research and implications for predicting knowledge evolution. *Information & Management*, 48(8), 371–381.
- Daim, T. U., Rueda, G. R., & Martin, H. T. (2005). Technology forecasting using bibliometric analysis and system dynamics. In *Technology management: In a unifying discipline for melting the boundaries - IEEE*, 112–122).
- Ding, Y., Chowdhury, G. G., & Foo, S. (2001). Bibliometric cartography of information retrieval research by using co-word analysis. *Information Processing & Management*, 37(6), 817-842.
- Dotsika, F., & Watkins, A. (2017). Identifying potentially disruptive trends by means of keyword network analysis. *Technological Forecasting and Social Change*, 119, 114–127.
- Ernst, H. (1997). The use of patent data for technological forecasting: the diffusion of CNC - technology in the machine tool industry. *Small Business Economics*, 9 (4), 361–381.
- Gan, C., & Wang, W. (2015). Research characteristics and status on social media in China: A bibliometric and co-word analysis. *Scientometrics*, 105(2), 1167–1182.
- Khalidi, H., & Prado-Gascó, V. (2021). Bibliometric maps and co-word analysis of the literature on international cooperation on migration. *Quality & Quantity*, Article in Press.

- Khasseh, A. A., Soheili, F., Moghaddam, H.S., & Chelak, A .M. (2017). Intellectual structure of knowledge in iMetrics: a co-word analysis. *Information Processing & Management*, 53 (3), 705–720.
- Kucharavy, D.; De Guio, R. (2011). Application of S-shaped curves. *Procedia Engineering*, 9, 559-572.
- Lang, Z., Liu, H., Meng, N., Wang, H., Wang, H., & Kong, F. (2021). Mapping the knowledge domains of research on fire safety – an informetrics analysis. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 108, Art. 103676.
- Lee, T. S., Lee, Y. S., Lee, J., & Chang, B. C. (2018). Analysis of the intellectual structure of human space exploration research using a bibliometric approach: Focus on human related factors. *Acta Astronautica*, 143, 169–182.
- Lezama-Nicolás, R., Rodríguez-Salvador, M., Río-Belver, R., & Bildosola, I. (2018). A bibliometric method for assessing technological maturity: the case of additive manufacturing. *Scientometrics* 117, 1425–1452.
- Liu, G.-Y., Hu, J.-M., & Wang, H.-L. (2012) A co-word analysis of digital library field in China. *Scientometrics*, 91 (1), 203–217.
- Liu, J. S., Lu, L. Y. Y., & Lu, W. M. (2016). Research fronts in data envelopment analysis. *Omega*, 58, 33–45.
- Lv, P. H., Wang, G.-F., Wan, Y., Liu, J., Liu, Q., & Ma, F. (2011). Bibliometric trend analysis on global graphene research. *Scientometrics*, 88(2), 399–419.
- Milojević, S., Sugimoto, C. S., Yan, E., & Ding, Y. (2011). The cognitive structure of library and information science: Analysis of article title words. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 62(10), 1933–1953.
- Newman, M. E. J. (2001a). Scientific collaboration networks: I. Network construction and fundamental results. *Physical Review E*, 64, 016131.
- Newman, M. E. J. (2001b). Scientific collaboration networks: II. Shortest paths, weighted networks, and centrality. *Physical Review E*, 64, 016132.
- Olczyk, M. (2016). Bibliometric approach to tracking the concept of international competitiveness, *Journal of Business Economics & Management*, 17 (6), 945–959.
- Pech, M., Vrchota, J., & Bednář, J. (2021). Predictive Maintenance and Intelligent Sensors in Smart Factory: Review. *Sensors*, 21(4), Art. 1470, 1-40.
- Prabhakaran, T., Lathabai, H. H., & Changat, M. (2015). Detection of paradigm shifts and emerging fields using scientific network: A case study of Information Technology for Engineering. *Technological Forecasting and Social Change*, 91, 124-145.
- Ronda-Pupo, G. A., Guerras-Martin, L. A. (2012). Dynamics of the evolution of the strategy concept 1962–2008: a co-word analysis. *Strategic Management Journal*, 33 (2), 162–188.

Van Eck, N. J., & Waltman, L. (2014). Visualizing bibliometric networks. In: Ding, Y., Rousseau, R., & Wolfram, D. (Eds.). *Measuring scholarly impact: methods and practice*. New York: Springer.

Van Eck, N. J., & Waltman, L. (2021). *VOSviewer manual*. Leiden: Universiteit Leiden.

Wang, Z. Y., Li, G., Li, C.-Y., & Li, A. (2012). Research on the semantic-based co-word analysis. *Scientometrics*, 90 (3), 855–875.

Wang, H., Wang, C., & Wu, F. (2020). How Multimedia Influence Group Interaction in STEM Education An Epistemic Network Analysis for Online Synchronous Collaborative Learning. In *2020 International Symposium on Educational Technology (ISET)*, pp. 303-306.

Xu, X., Wang, W., Liu, Y., Zhao, X., Xu, Z., & Zhou, H. (2016). A bibliographic analysis and collaboration patterns of IEEE transactions on intelligent transportation systems between 2000 and 2015. In *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 17(8), 2238–2247.

yWorks. (2021). *yEd Graph Editor Manual*. Disponível em: <<https://yed.yworks.com/support/manual/index.html>>. Acesso em: 26/02/2021.

Zhao, W., Mao, J., & Lu, K. (2018). Ranking themes on co-word networks: Exploring the relationships among different metrics. *Information Processing and Management*, 54(2), 203–218.

Zheng, L., Zhong, L. & Niu, J. (2021). Effects of personalised feedback approach on knowledge building, emotions, co-regulated behavioural patterns and cognitive load in online collaborative learning. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, Article in Press.