

Aplicações de visão computacional na saúde: revisão de literatura incrementada com técnicas de processamento de linguagem natural

Computer vision applications in healthcare: a literature review augmented with natural language processing techniques

Aplicaciones de la visión por ordenador en la asistencia sanitaria: revisión de la literatura aumentada con técnicas de procesamiento del lenguaje natural

Recebido: 13/07/2022 | Revisado: 21/07/2022 | Aceito: 22/07/2022 | Publicado: 28/07/2022

Alex Sebastião Constâncio

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8725-4481>
Universidade Federal do Paraná, Brasil
E-mail: alex.constancio@ufpr.br

Deborah Ribeiro Carvalho

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9735-650X>
Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Brasil
E-mail: ribeiro.carvalho@pucpr.br

Denise Fukumi Tsunoda

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5663-4534>
Universidade Federal do Paraná, Brasil
E-mail: dtsunoda@ufpr.br

Resumo

Os sistemas de visão computadorizada (CVS) têm recebido atenção especial dos pesquisadores por sua adaptabilidade a vários contextos, especialmente na área de segurança para reconhecimento de imagem e vídeo. Este artigo apresenta uma revisão bibliográfica sobre o uso da visão computacional na área da saúde nos últimos cinco anos (2017-2021), bem como tendências e análises para os seis primeiros meses de 2022. Os bancos de dados Science Direct, Scopus, Web of Science, ACM Digital Library e IEEE Xplore foram usados para conduzir a pesquisa. Um total de 2.072 artigos foram recuperados (2017 a 2021) e 492 artigos em 2022 e destes, após deduplicação, 1.857 trabalhos compuseram o corpus 2017-2021 e 465 o corpus 2022. Técnicas de Processamento de Linguagem Natural foram adotadas para extração de multigramas que geraram nuvens de palavras dos resumos dos artigos recuperados. Também métricas como periódicos que mais publicam sobre o tema, a partir de funcionalidades do Biblioshiny (pacote Bibliometrix do R). O Brasil aparece apenas em três documentos: um de pesquisadores da Universidade Federal do Acre, um da Universidade Estadual de Maringá e outro da Universidade Federal de Santa Catarina. Os pesquisadores chineses aparecem como os mais produtivos e o aprendizado profundo é a principal tecnologia adotada para este tipo de estudo. As doenças mais evidentemente exploradas no período são câncer de mama e COVID-19.

Palavras-chave: Sistemas de visão computacional; Aprendizado profundo; Diagnóstico; Saúde; Medicina.

Abstract

Computer vision systems (CVS) have received special attention from researchers for their high adaptability to various contexts, especially in the security area for image and video recognition. This paper presents a literature review on the use of computer vision in healthcare over the past five years (2017-2021) and presents trends and analysis for the first six months of 2022. The Science Direct, Scopus, Web of Science, ACM Digital Library, and IEEE Xplore databases were used to conduct the search. A total of 2,072 articles were retrieved (2017 to 2021) and 492 articles in 2022 and of these, after deduplication, 1,857 papers composed the 2017-2021 corpus and 465 the 2022 corpus. Biblioshiny features (R's Bibliometrix package) were used for metrics such as journals that most publish on the topic and Natural Language Processing techniques were adopted to extract multigrams that generated word clouds from the abstracts of the retrieved articles. Brazil appears in only three papers: one by researchers from the Federal University of Acre, one from the State University of Maringa, and another from the Federal University of Santa Catarina, and all three are literature reviews. Chinese researchers appear as the most productive in the field and deep learning is the main technology adopted for this kind of study. The diseases most evidently explored in the period are breast cancer and COVID-19.

Keywords: Computer vision system; Deep learning; Diagnosis; Health; Medicine.

Resumen

Los sistemas de visión por ordenador (CVS) han recibido una atención especial por parte de los investigadores por su gran adaptabilidad a diversos contextos, especialmente en el ámbito de la seguridad para el reconocimiento de imágenes

y vídeos. Este artículo presenta una revisión de la literatura sobre el uso de la visión por ordenador en la asistencia sanitaria en los últimos cinco años (2017-2021) y presenta las tendencias y el análisis para los primeros seis meses de 2022. Para realizar la búsqueda se utilizaron las bases de datos Science Direct, Scopus, Web of Science, ACM Digital Library e IEEE Xplore. Se recuperaron un total de 2.072 artículos (2017 a 2021) y 492 artículos en 2022 y de ellos, tras la deduplicación, 1.857 trabajos compusieron el corpus 2017-2021 y 465 el corpus 2022. Se utilizaron características de Biblioshiny (paquete Bibliometrix de R) para métricas como las revistas que más publican sobre el tema y se adoptaron técnicas de Procesamiento del Lenguaje Natural para extraer multigramas que generaron nubes de palabras de los resúmenes de los artículos recuperados. Brasil sólo aparece en tres documentos: uno de investigadores de la Universidad Federal de Acre, otro de la Universidad Estatal de Maringá y otro de la Universidad Federal de Santa Catarina, y los tres son revisiones bibliográficas. Los investigadores chinos aparecen como los más productivos en este campo y el aprendizaje profundo es la principal tecnología adoptada para este tipo de estudios. Las enfermedades más evidentemente exploradas en el periodo son el cáncer de mama y el COVID-19.

Palabras clave: Sistema de visión por ordenador; Aprendizaje profundo; Diagnóstico; Salud; Medicina.

1. Introdução

Visão computacional é definida por alguns autores como: “The construction of explicit, meaningful description of physical objects from images (Ballard & Brown, 1982), “computing properties of the 3D world from one or more digital images” (Trucco & Verri, 1998), “To make useful decisions about real physical objects and scenes based on sensed images” (Shapiro & Stockman, 2001), “...extracting descriptions of the world from pictures or sequences of pictures” (Forsyth & Ponce, 2003) e “In computer vision, we are trying ... to describe the world that we see in one or more images and to reconstruct its properties, such as shape, illumination, and color distributions” (Szeliski, 2011). Desta forma, para fins desta pesquisa, a definição adotada para visão computacional é “extração da informação de conteúdo visual” ou ainda “estudo da análise automática de imagens e vídeos por computadores, de forma a alcançar algum entendimento do mundo” (Dawson-Howe, 2014). É considerado um problema de difícil solução pois estudos em neurociência descrevem o sistema visual humano como altamente complexo, ocupando de 25 a até mais que 50% do cérebro (Dawson-Howe, 2014).

O objetivo desta revisão integrativa de literatura é reunir as principais tendências e aplicações recentes de visão computacional como apoio ao diagnóstico médico. O período de interesse compreende os anos de 2017 a 2021, mas ano de 2022 foi também incluído em uma análise complementar para identificar eventuais tendências de pesquisas. Busca-se identificar as principais áreas de aplicação da tecnologia e eventuais lacunas de pesquisa.

Com o objetivo de tornar a análise a mais produtiva, precisa e informativa possível, optou-se por fazer a extração automática de expressões de interesse a partir dos resumos do corpus de referências recuperado (1.857 documentos). Em particular, a estratégia foi realizar uma análise por multigramas (bigramas e trigramas), graficamente expressas por meio de nuvens de palavras. Os multigramas foram extraídos por meio de técnicas e ferramentas de Processamento de Linguagem Natural (PLN), área que estuda o processamento de linguagem natural humana por computadores, tais como tradução automática, resumo de textos, extração de estrutura sintática, dentre outras (Lane et al., 2019). Esta tecnologia foi escolhida para garantir maior precisão e, assim, representatividade dos conceitos identificados. Em pesquisa no dia treze de julho de dois mil e vinte e dois, no Google Acadêmico, nenhuma referência de uso de técnicas de PLN em revisões de literatura foi encontrada.

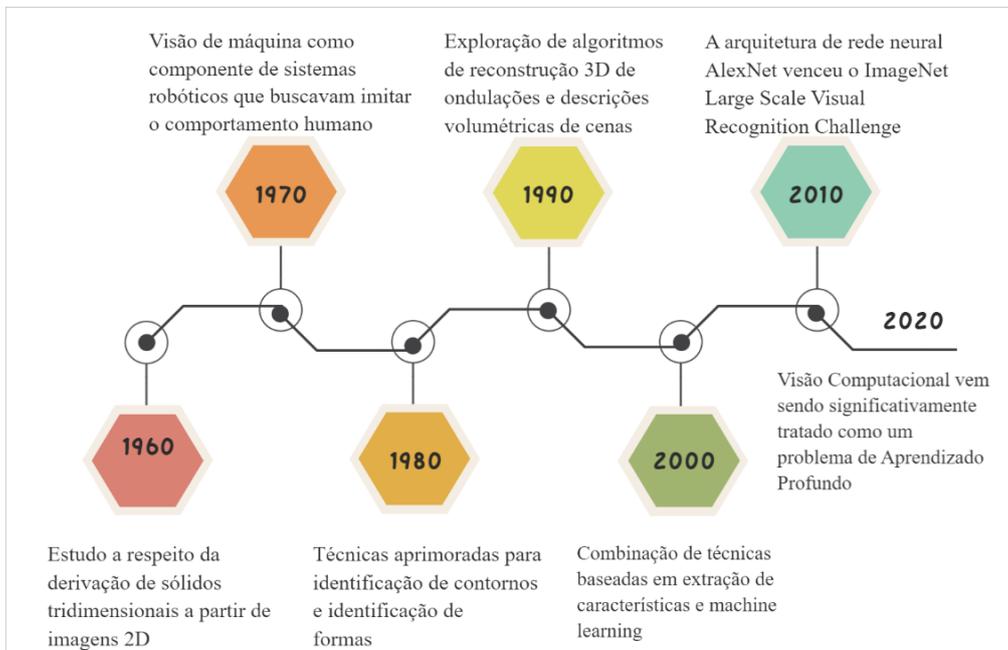
Para contextualização da pesquisa foram concebidas duas linhas temporais dos principais assuntos abordados na pesquisa: visão computacional e diagnósticos médicos, conforme segue.

A Figura 1 destaca os marcos temporais de inovação em visão computacional, que inicia com a derivação de sólidos tridimensionais a partir de imagens 2D e remete à tese de Lawrence Roberts (Roberts, 1963), considerado por muitos como o pai da visão computacional. Na década de 1970 os primeiros estudos concebiam a visão de máquina como um componente de sistemas robóticos inteligentes que procuravam imitar o comportamento humano. Naquele período o principal objetivo era reconstruir tridimensionalmente os objetos presentes em uma cena.

Nos anos de 1980, as pesquisas de extração de componentes em cenas focaram no desenvolvimento de técnicas matemáticas. Técnicas aprimoradas para identificação de contornos e identificação de formas foram unificadas em um único modelo matemático. Em 1982 foi introduzida uma rede neural de múltiplas camadas chamada NeoCognitron capaz de identificar formas primárias como retas, curvas e poliedros em uma imagem (Fukushima & Miyake, 1982). Esta rede neural tinha uma forte inspiração na fisiologia cerebral humana e o modelo visual hierárquico do cérebro (Hubel & Wiesel, 1962) e aprendia sem dados rotulados. Em 1989 a arquitetura de rede neural chamada Rede Neural Convolutacional (Convolutional Neural Network) é demonstrada com grande sucesso no reconhecimento de dígitos escritos à mão e funda um campo de estudo próprio (LeCun et al., 1989).

Nos anos de 1990 as pesquisas da década anterior continuaram, notadamente com aproveitamento de cores, em oposição a imagens em tons de cinza. A exploração de algoritmos de reconstrução 3D de ondulações e descrições volumétricas de cenas (de 2D para 3D) recebeu bastante atenção. Em 1997 é publicado o método de corte normalizado (Normalized Cut), capaz de segmentar imagens coloridas (Shi & Govindaraju, 1997).

Figura 1: Timeline de visão computacional.



Fonte: Autores (2022).

Nos anos 2000 o reconhecimento de objetos recebeu impulso por meio de diversos estudos combinando técnicas baseadas em extração de características (feature-based techniques) com algumas técnicas de Aprendizado de Máquina, como Support Vector Machines e K-Nearest Neighbours (O'Mahony et al., 2020). O algoritmo Viola-Jones é apresentado para o reconhecimento de objetos, sendo muito utilizado para o reconhecimento da face humana (Viola & Jones, 2001).

Nos anos de 2010 ocorreu um salto importante de qualidade quando a arquitetura de rede neural AlexNet venceu o ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge em 2012, com uma taxa de erro de 15,3% contra 26,2% do segundo colocado (Krizhevsky et al., 2012). A partir dessa época o tema de visão computacional vem sendo significativamente tratado como um problema de Aprendizado Profundo (Deep Learning), em especial por meio das Redes Neurais Convolucionais (Convolutional Neural Networks), devido à alta precisão em suas predições (O'Mahony et al., 2020).

Uma das possíveis utilizações da visão computacional é no diagnóstico de pacientes e, de acordo com o dicionário Meriam-Webster, diagnóstico pode ser compreendido como a arte ou ato de identificar uma doença a partir de seus sinais ou

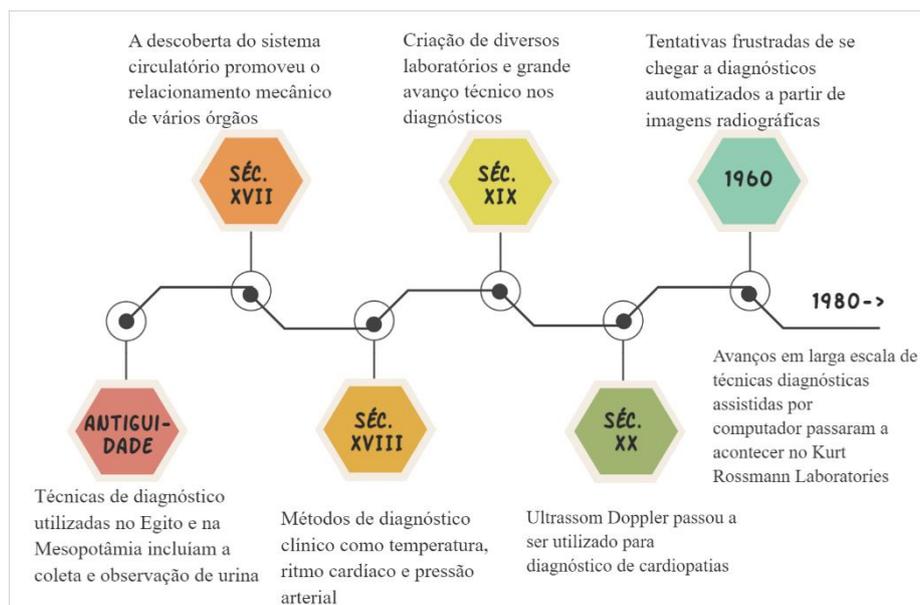
sintomas (*Merriam-Webster Dictionary*, n.d.). Desde tempos remotos, os antigos curandeiros recomendavam seus tratamentos com base em observação e sintomas clínicos, como a presença de palpitações.

A Figura 2 apresenta a linha temporal que identifica grandes marcos históricos dos métodos de diagnósticos médicos e aponta que desde a antiguidade, quando técnicas arcaicas de diagnóstico eram utilizadas no Egito e na Mesopotâmia, incluíam a coleta e observação de urina. Na Grécia também se fazia uso de fluido corporais como ferramenta diagnóstica. Na idade média a tradição cristã considerava a presença de doenças como punição divina, tornando o diagnóstico desnecessário. A medicina leiga fazia uso da observação de sintomas, exame de pulso e inspeção de excreções. O médico judeu Isaac Judaeus (900 dC) dividiu um meio de identificar a presença de doenças por meio da observação da urina (Berger, 1999).

No século XVII ocorreu a descoberta do sistema circulatório e promoveu o relacionamento mecânico de vários órgãos. A invenção do microscópio pelo padre Jesuíta Anthanasius Kircher (1602-1680) estabeleceu um novo modelo de investigação da causa de doenças.

No século XVIII outros métodos de diagnósticos clínicos como percussão, por Leopold Auenbrugger (1722-1809), temperatura por James Currie (1756-1805), ritmo cardíaco por Sir John Floyer (1649-1734) e pressão arterial por Stephen Hale (1677-1761) foram instaurados e refinados. A tentativa de utilizar instrumentos de precisão passou a ser frequente.

Figura 2: Timeline dos diagnósticos.



Fonte: Autores (2022).

No século XIX, a transformação política e filosófica que transferiu o poder de influência da religião e da aristocracia para as classes industriais, comerciais e profissionais coincidiu com grandes avanços técnicos no diagnóstico sofisticado. Muitos laboratórios foram fundados.

Por volta dos anos 1850 instrumentos como o estetoscópio, oftalmoscópio e laringoscópio passaram a ser adotados e no século XX o Ultrassom Doppler, primeiramente utilizado em 1956 pelo médico japonês Shigeo Satomura para a detecção dos movimentos da parede cardíaca, passou a ser empregado para o diagnóstico de patologias cardiovasculares (Sigel, 1998).

Na década de 1960 vários estudos procuraram chegar a diagnósticos automatizados a partir de imagens de raio-X. As expectativas foram severamente frustradas porque os computadores da época não apresentavam a capacidade de processamento necessária. Houve também, sem sucesso, a experimentação de diagnóstico assistido por computador.

No final da década de 1980 avanços em larga escala de técnicas diagnósticas assistidas por computador passaram a acontecer no Kurt Rossmann Laboratories, em Chicago, Estados Unidos (Doi, 2007). Nessas técnicas o computador oferecia uma segunda opinião, mas a decisão final continuava cabendo ao profissional médico. As pesquisas envolviam principalmente doenças cardiovasculares, câncer de pulmão e câncer de mama. As imagens eram principalmente de origem radiográfica.

Este estudo contribui ao evidenciar quais as principais tendências de aplicação da visão computacional no diagnóstico médico, quais os autores mais representativos a respeito deste campo, quais as instituições mais produtivas e quais as temáticas mais discutidas no âmbito da conjunção de visão computacional e diagnóstico médico. Contribui também ao operar técnicas de PLN para o atingimento de parte dos objetivos.

O restante do documento está organizado da seguinte forma: a seção 2 descreve a metodologia utilizada, a seção 3 apresenta os resultados obtidos e a seção 4 descreve as principais conclusões do estudo.

2. Metodologia

Para chegar a um panorama de tendências e aplicações da visão computacional no suporte a diagnósticos médicos, procedeu-se com uma revisão integrativa de literatura (Snyder, 2019). Um corpus de publicações foi selecionado em diversas bases de periódicos e submetido a uma ferramenta estatística e a técnicas de PLN. Os resultados desses processos foram utilizados na criação de nuvens de palavras que revelaram as tendências existentes.

Para medir o potencial de contribuição desta pesquisa, no dia treze de julho de dois mil e vinte e dois, uma busca no Google Acadêmico foi realizada com a seguinte expressão: "computer vision" healthcare diagnosis review survey. Mais de 32 mil documentos foram retornados, mas nas três primeiras páginas nenhuma das referências correspondia a revisões de literatura sobre o uso de visão computacional aplicada ao diagnóstico médico.

Para avaliar o grau de adoção do Processamento de Linguagem Natural na condução deste tipo de pesquisa, na mesma data da pesquisa anterior, a seguinte expressão de busca foi submetida ao Google Acadêmico: "literature review" survey "natural language processing". Mais de 44 mil documentos foram identificados, mas nas três primeiras páginas nenhum deles relatava usar o Processamento de Linguagem Natural como ferramenta para a construção de revisões de literatura.

Para definição do corpus utilizado foram realizadas pesquisas, no dia seis de julho de dois mil e vinte e dois, com a estratégia de busca definida pela expressão "(("computer vision" AND ("health" OR "medicine" OR "medical" OR "healthcare")) AND "diagnostic" AND accuracy) OR ("visão computacional" AND saúde AND diagnóstico AND (acurácia OR precisão))" nas seguintes bases de periódicos científicos: ScienceDirect, Scopus, Web Of Science, ACM Digital Library, IEEE Xplore e Pubmed. Os critérios de escolha das bases foram: cobertura de periódicos, disponibilidade de artigos, adequação ao tema e período de publicação. A pesquisa foi realizada em dois momentos: 2017-2021 (cinco últimos anos) e 2022 (até junho).

Com a restrição de número de operadores (limitados a 8) utilizados em uma mesma estratégia de busca pela base ScienceDirect, a pesquisa em todas as bases foi separada pelos termos em inglês e em português. No entanto, nenhuma das bases retornou trabalhos com os termos em português. A Tabela 1 sumariza os resultados obtidos com a *string* com os descritores em inglês, com destaque para os filtros utilizados, as estratégias e os retornos.

As bases utilizadas exportam arquivos em formatos incompatíveis entre si, motivando a criação de uma ferramenta para união de todos (arquivos BibTeX e NBIB, da PubMed). Nesta mesma ferramenta foram removidos os artigos duplicados e a saída foi realizada no padrão BibTeX adotado pela base Scopus. Destaca-se que não foram adotados outros critérios de exclusão. Desta forma, o corpus analisado é de 1.857 artigos do período 2017-2021 e 465 na base de 2022.

A Tabela 1 separa o período 2017-2021 e 2022 para que sejam realizadas análises de métricas no período fechado (2017 a 2021), mas também viabilize a análise dos trabalhos publicados em 2022. As análises foram realizadas na ferramenta Biblioshiny, disponível no pacote Bibliometrix para a linguagem de programação R.

Tabela 1: Bases pesquisadas, períodos, filtros e número de retornos em 2017-2021 e 2022.

Base de periódicos	Número de documentos (2017-2021)	Número de documentos (2022)	Filtros
ScienceDirect	1.215	378	Computer Science, Medicine and Dentistry e Article, Conference Paper
Scopus	187	29	Computer Science, Medicine, Neuroscience e Article, Conference Paper
Web of Science	109	13	Artigos, Artigos de conferência
ACM Digital Library	302	30	Research Articles
IEEE Xplore	131	13	Não foram definidos filtros
Pubmed	128	29	Não foram definidos filtros
Totais	2.072	492	

Fonte: Autores (2022).

Para identificar as principais ideias discutidas nos estudos, foram geradas nuvens de palavras baseadas nos resumos (abstracts) dos artigos recuperados. Para aumentar a representatividade das palavras presentes nestas nuvens, foram aplicadas algumas técnicas de Processamento de Linguagem Natural. Estas técnicas foram viabilizadas pelo pacote spaCy presente no ecossistema da linguagem de programação Python.

Para cada corpus, do período 2017-2021 e do ano 2022, o processo foi composto pelos passos:

- cada resumo foi submetido ao spaCy que o separou em sentenças;
- as sentenças foram lematizadas, ou seja, suas palavras foram convertidas para suas formas simples (palavras sempre no singular e verbos no tempo infinitivo);
- símbolos e sinais de pontuação foram extraídos das sentenças
- para cada sentença foram extraídos multigramas (trigramas, sequências de três palavras, e bigramas, sequências de duas palavras), desde que com frequência superior a 1;
- os multigramas encontradas em cada sentença do resumo são reunidas e passam a contar como mais uma ocorrência dentro de todo o corpus de resumos;
- ocorrências de siglas foram computadas em suas formas por extenso (por exemplo, a contagem de “CNN” foi incluída em “convolutional neural network”);
- o ranking final foi composto pelos multigramas mais frequentes e que não constituem os descritores utilizados nas buscas de artigos.

Optou-se pelo passo a) para evitar a composição de multigramas que ultrapassem a fronteira de frases, pois estas não fariam sentido para análise. O passo b) foi aplicado para evitar que contagens de formas singular e plural do mesmo conceito fossem separadas. Por este motivo, os multigramas descobertos aparecerão em letras minúsculas. Por exemplo “COVID-19” será mostrado, nas análises, como “covid-19”. O passo c) foi aplicado para evitar que a pontuação gerasse formas diferentes da mesma palavra. No passo d) buscou-se por multigramas que tivessem representatividade dentro de cada resumo. O passo e) contabiliza os multigramas significativos em cada resumo no contexto de todo o corpus. Com o passo f) a contagem do mesmo conceito que por vezes é representado por sua sigla foi corrigida. No passo g) os multigramas foram ordenados, sendo que os presentes nos termos de busca foram removidos, pois sua presença não traz informação.

3. Resultados e Discussão

Esta seção está separada em duas subseções que apresentam e discutem as análises nos períodos 2017-2021 e 2022. As mesmas estão separadas porque a o ano de 2022 constitui uma complementação do período de interesse, incluído para avaliar

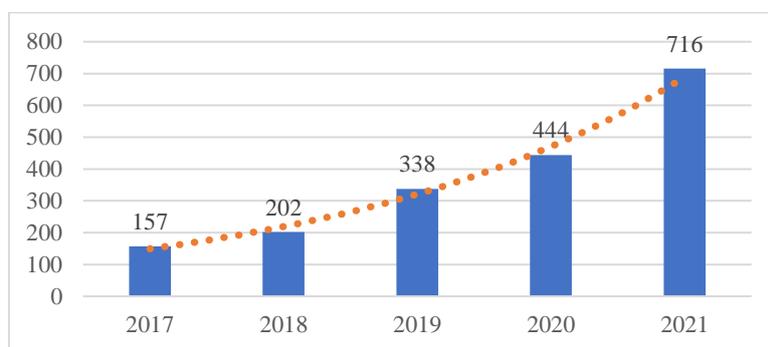
que tendências podem ser observadas na evolução do tema de interesse. Na última subseção são apresentadas comparações entre os dois conjuntos utilizados.

3.1 Análises do período 2017-2021

Os 1.857 documentos analisados apresentaram 7.840 autores distintos (apesar de apenas 48 trabalhos de autoria individual), uma média de 5,79 autores por artigo, 4.978 palavras-chaves de autores e estavam separados nos tipos: article, clinical trial, comparative study, conference paper, evaluation study, journal article, proceedings paper e research article.

O assunto pesquisado apresenta crescimento exponencial, conforme evidenciado pela linha de tendência pontilhada na Figura 3. Destaque para a produção de 2021 ter sido 456% superior à de 2017, apontando para o acentuado interesse dos pesquisadores na utilização de técnicas e métodos de visão computacional para os diagnósticos na área da saúde.

Figura 3: Tendência de produção anual no tema.



Fonte: Autores (2022).

Os 10 periódicos que mais publicam o tema estão apresentados na Tabela 2 e perfazem 723 publicações das 1.857 recuperadas, ou seja, 38,93% de todo o corpus em análise.

Tabela 2: Listagem dos 10 periódicos que mais publicaram sobre o tema no período 2017-2021.

Fonte	Número de publicações	Fator de impacto / H-index / SJR
Neurocomputing	142	6,19 / 157 / 1,66
Medical image analysis	118	15,24 / 143 / 4,172
Computers in biology and medicine	110	7,47 / 102 / 1,309
Computer methods and programs in biomedicine	77	7,64 / 115 / 1,329
Procedia computer science	59	2,27 / 92 / 0,569
Biomedical signal processing and control	53	5,86 / 84 / 1,211
Computerized medical imaging and graphics	45	8,40 / 82 / 1,485
Pattern recognition	44	21,94 / 280 / 23,032
Artificial intelligence in medicine	38	8,30 / 93 / 1,497
Applied soft computing	37	9,03 / 156 / 1,959
Total	723	

Fonte: Autores (2022).

Os dez autores com maior produção científica no período 2017-2021 são chineses, mas destes, uma autora está no Japão e um na Inglaterra, conforme pode ser verificado na Tabela 3 Estes pesquisadores totalizam 288 das 1.857 do corpus, 15,50%.

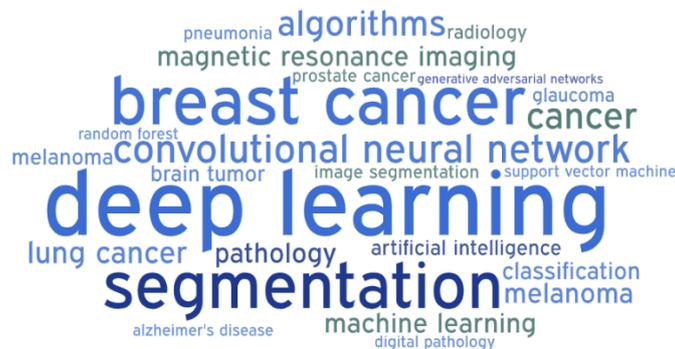
Tabela 3: Listagem dos 10 pesquisadores que mais publicaram sobre o tema no período 2017-2021.

Autor	Publicações 2017-2021	Afiliação / País
Yuan Zhang	40	Shanghai University of Medicine and Health Sciences, Shanghai, China
Yu Wang	32	Shandong Agricultural University, China
Yue Li	30	RIKEN Center for Advanced Intelligence Project, Tokyo, Japan
Xiaohe Li	28	The Third People's Hospital of Shenzhen, Shenzhen, China
Huajia Wang	28	The Third People's Hospital of Shenzhen, Shenzhen, China
Jianqiang Li	27	Beijing University of Technology, Beijing, China
Youghuai Liu	27	Department of Computer Science, Edge Hill University, Ormskirk, UK
Jie Zhang	26	Computer Science and Engineering, Chongqing University of Technology, China
Yueda Chen	25	Tianjin Huanhu Hospital, Tianjin, China
Xinpei Wang	25	School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan, China
Total	288	

Fonte: Autores (2022).

Foram identificadas 4.977 palavras-chaves dos autores, mas foram excluídos: a) termos pesquisados (“computer vision”, “health”, “medicine”, “medical”, “healthcare”, “diagnostic” e “accuracy”); b) alguns termos relacionados à pesquisa (“computer-assisted”, “computer”, “medical image analysis” e “computer-aided diagnosis”); c) alguns termos que não foram analisados (“humans”, “female”, “male” e “aged”). Os termos restantes foram classificados por ordem de ocorrência e aqueles com ocorrência superior a 10, em um total de 25 termos, geraram a nuvem de palavras apresentada na Figura 4.

Figura 4: Nuvem de palavras com as palavras-chaves dos autores



Fonte: Autores (2022).

O termo “deep learning” ocorreu 546 vezes, “convolutional neural network” (e variações tais como plural e utilização da sigla “cnn”) ocorreu 436 vezes e “generative adversarial network” ocorreu 27 vezes. Se considerado que os últimos são tipos do primeiro, tem-se então 1.009 (54,33%) ocorrências de “deep learning” apenas se considerados estes três termos, dentre os 26 com 10 ocorrências ou mais. Os outros métodos utilizados que aparecem nesta nuvem são: “support vector machines” (28) e “random forest” (11). Isto indica alta incidência de utilização de métodos de inteligência artificial em visão computacional para diagnósticos, mais especificamente, redes neurais profundas. Inclusive, os termos “artificial intelligence” e “machine learning” também aparecem na listagem com 89 e 130 ocorrências, respectivamente.

Quanto à utilização, “segmentation” aparece como terceiro entre as palavras-chaves (379 ocorrências), se somado ao termo “image segmentation” (55 ocorrências), são 434 (23,37%) trabalhos que utilizam visão computacional para segmentação.

Ainda na Figura 4 é possível observar a prevalência de diagnóstico de tumores, conforme segue (tipo seguido de ocorrência): “breast câncer” (185), “lung câncer” (95), “brain tumor” (37), “prostate câncer” (20) e “melanoma” (18). Se somados

Estadual de Maringá e aplicações de visão computacional em citologia para diagnóstico de diversas doenças (Matias et al., 2021) da Universidade Federal de Santa Catarina.

3.2 Análises na base 2022

Os 465 documentos analisados apresentaram 2.250 autores distintos (apesar de apenas 5 trabalhos de autoria individual), uma média de 5,85 autores por artigo, 1.498 palavras-chaves de autores e estavam separados nos tipos: article, conference paper, evaluation study, journal article, proceedings paper e research article. Ainda que o ano de 2022 tenha sido contemplado com apenas 6 meses (janeiro até junho), os 465 documentos já superam todas as publicações de 2020 (444) e representam expectativa de tendência de crescimento superior a 2021, com 716 publicações no total.

Os 10 periódicos que mais publicam o tema até o mês de junho de 2022 estão apresentados na Tabela 5 e representam 48,17% de todas as publicações de 2022 sobre o tema. Em relação à Tabela 2 é possível observar que destes 10, 6 também constam na listagem 2017-2021, ainda que em ordem distinta, e estão destacados na Tabela 5 em negrito. No entanto, 3 periódicos de 2017-2021, a saber: *Procedia Computer Science*, *Computerized medical imaging and graphics* e *Artificial intelligence in medicine* foram substituídos na nova listagem por: *Computers and electrical engineering*, *Knowledge-based systems* e *Mechanical systems and signal processing*.

Tabela 5: Listagem dos 10 periódicos que mais publicaram sobre o tema no ano de 2022 (janeiro até junho).

Fonte	Número de publicações	Fator de impacto / H-index / SJR
Biomedical signal processing and control	48	2,86 / 84 / 1,211
Computers in biology and medicine	44	7,47 / 102 / 1,309
Computer methods and programs in biomedicine	26	7,64 / 115 / 1,329
Medical image analysis	25	15,24 / 143 / 4,172
Neurocomputing	23	6,19 / 157 / 1,66
Pattern recognition	19	21,94 / 280 / 23,032
Computers and electrical engineering	11	4,89 / 73 / 1,112
Applied soft computing	10	9,03 / 156 / 1,959
Knowledge-based systems	9	8,66 / 135 / 2,192
Mechanical systems and signal processing	9	9,09 / 180 / 2,768
	224	

Fonte: Autores (2022).

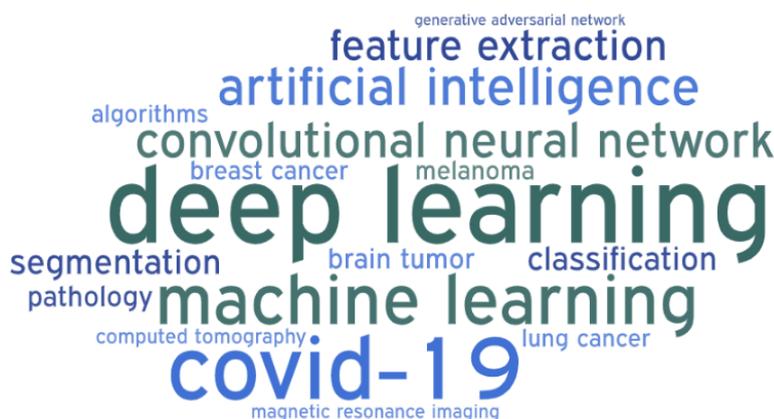
Foram identificadas 1.498 palavras-chaves dos autores que, após o mesmo pré-processamento com a exclusão dos termos pesquisados (“computer vision”, “health”, “medicine”, “medical”, “healthcare”, “diagnostic” e “accuracy”), alguns termos relacionados à pesquisa (“computer-assisted”, “computer”, “medical image analysis” e “computer-aided diagnosis”) e alguns termos que não foram analisados (“human”, “female” e “male”), foram classificados por ordem de ocorrência e geraram a nuvem de palavras apresentada na Figura 6.

De forma análoga à análise no corpus 2017-2021, o termo com maior ocorrência foi “deep learning” com 176 contagens. Na sequência aparece o termo “convolutional neural network” com 94 ocorrências e o termo “generative adversarial network” aparece 15 vezes. Ou seja, das 1.498 palavras-chaves, 285 (19,02%) estão diretamente relacionadas à utilização de aprendizado profundo em visão computacional para diagnósticos. Os termos “artificial intelligence” e “machine learning” também aparecem na listagem com 54 e 55 ocorrências, respectivamente. Outros métodos utilizados que apareceram na listagem ainda que em número inferior a 10, são: “k-means” (6), “support vector machines” (4) e “random forest” (2). Confirmando a alta incidência de utilização de métodos de inteligência artificial em visão computacional para diagnósticos.

Quanto à utilização, “segmentation” aparece como sétimo na listagem das palavras-chaves (37 ocorrências) e representa trabalhos que utilizam visão computacional para segmentação.

Um termo que aparece neste corpus com 49 ocorrências é “covid-19” e não havia sido observado no corpus 2017-2021 em número superior a 10. Isto demonstra que as aplicações de visão computacional em diagnósticos têm sido utilizadas mesmo com as doenças mais recentes, quando ainda não se tem um padrão bem definido.

Figura 6: Nuvem de palavras com as palavras-chaves dos autores no corpus 2022



Fonte: Autores (2022).

Ainda na Figura 6 é possível observar a prevalência de diagnóstico de tumores, na sequência com o tipo seguido de ocorrência: “breast câncer” (14), “lung câncer” (21), “brain tumor” (17) e “melanoma” (15). Se somados estes termos são 67 aplicações de visão computacional em diagnósticos, nos 465 documentos pesquisados, representando 14,40% dos relatos.

A Tabela 6 apresenta a análise de multigramas (bigramas e trigramas combinados) nos abstracts e pode ser observada a prevalência do termo “deep learning” (58) e relacionados como “neural network” (30) e “machine learning” (22).

Tabela 6: Análise de multigramas nos abstracts do corpus 2022 (janeiro até junho).

ID	Multigrama	Resumos
1	deep learning	58
2	covid-19	44
3	neural network	30
4	machine learning	22
5	proposed method	17
6	proposed model	16
7	transfer learning	13
8	u net	11
9	ct images	11
10	chest x-ray	12
11	deep learning model	9
12	breast cancer	9
13	f1-score	9
14	convolutional neural network	8
15	x-ray	8

Fonte: Autores (2022).

Na mesma Tabela 6 são encontradas algumas aplicações de visão de computacional em diagnósticos de “covid-19” (44) e “breast cancer” (9). A Figura 7 apresenta a nuvem de palavras das 35 palavras com maior ocorrência (todas acima de uma ocorrência) nos abstracts do corpus 2022. Nesta nuvem é possível identificar aplicações em outros diagnósticos tais como “liver tumor”, “brain tumor” e “lung cancer”.

No campo das doenças, as nuvens de palavras sugerem a polarização do interesse no diagnóstico de câncer de mama a COVID-19 ainda que outras doenças, a exemplo da doença Alzheimer e câncer de pulmão, também tenham sido objetos de estudos.

Embora, no passado, o diagnóstico assistido por computador tenha sofrido de significativo descrédito (ver histórico na Introdução), esforços neste sentido parecem recrudescer. O desempenho preditivo altamente preciso de modelos de redes neurais profundas parece estar vinculado com a retomada pelo interesse em utilizar o computador como aliado no processo de diagnósticos automatizado (ou ao menos assistido por computador) por imagem.

Em continuidade a este estudo, trabalhos futuros podem incluir outras bases de periódicos como o Semantic Scholar (<https://www.semanticscholar.org/>) e o Dimensions (<https://www.dimensions.ai/>), além de procurar por outras referências a partir do ConnectedPapers (<https://www.connectedpapers.com/>). Adicionalmente podem ser conduzidas pesquisas de, por exemplo, alinhamento de métodos, ferramentas e técnicas e alguns diagnósticos específicos. Ainda, é possível utilizar métodos de PLN no texto completo dos artigos (e não apenas nos abstracts) para identificação de outros padrões.

Referências

AIRankings. (n.d.). 2022, from <https://airankings.org/>

Ballard, D. H., & Brown, C. M. (1982). *Computer vision* (1st ed., Vol. 1, Issue 1). Prentice-Hall, Inc. https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/BOOKS/BANDB/Ballard_D._and_Brown_C.M._1982_Computer_Vision.pdf

Berger, D. (1999). A brief history of medical diagnosis and the birth of the clinical laboratory. Part 1--Ancient times through the 19th century. *MLO: Medical Laboratory Observer*, 31(7).

Dawson-Howe, K. (2014). *A practical introduction to computer vision with OpenCV*. http://www.amazon.com/Practical-Introduction-Computer-Imaging-Technology/dp/1118848454/ref=sr_1_6?s=books&ie=UTF8&qid=1415059357&sr=1-6&keywords=openvcv

de Camargo, V. P., Balancieri, R., Teixeira, H. M. P., & Guerino, G. C. (2021). Touchless Modalities of Human-Computer Interaction in Hospitals: A Systematic Literature Review. *Proceedings of the XX Brazilian Symposium on Human Factors in Computing Systems*. <https://doi.org/10.1145/3472301.3484328>

Doi, K. (2007). Computer-aided diagnosis in medical imaging: Historical review, current status and future potential. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 31(4-5), 198-211. <https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2007.02.002>

Forsyth, D. A., & Ponce, J. (2003). *Computer vision: a modern approach* (Vol. 1, Issue 1). Pearson Education, Inc.

Fukushima, K., & Miyake, S. (1982). Neocognitron: a self-organizing neural network model for mechanism of visual pattern recognition. In S. Amari & M. A. Arbib (Eds.), *Competition and cooperation neural nets* (p. 19). Springer-Verlag. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-642-46466-9>

Hubel, D. H., & Wiesel, T. N. (1962). Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex. *The Journal of Physiology*, 160(1), 106-154. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.1962.sp006837>

Krause, M., & Neto, M. A. C. (2021). Systematic Mapping of the Literature on Mobile Apps for People with Autistic Spectrum Disorder. *Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web*, 45-52. <https://doi.org/10.1145/3470482.3479616>

Krizhevsky, B. A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *ICLR 2015*.

Lane, H., Howard, C., & Hapke, H. M. (2019). *Natural Language Processing in Action (Understanding, analyzing, and generating text with python)*.

LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W., & Jackel, L. D. (1989). Backpropagation applied to digit recognition. In *Neural computation*. 1(4), 541-551. <https://www.ics.uci.edu/~welling/teaching/273ASpring09/lecun-89e.pdf>

Matias, A. V., Amorim, J. G. A., Macarini, L. A. B., Cerentini, A., Casimiro Onofre, A. S., De Miranda Onofre, F. B., Daltoé, F. P., Stemmer, M. R., & von Wangenheim, A. (2021). What is the state of the art of computer vision-assisted cytology? A Systematic Literature Review. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 91, 101934. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2021.101934>

Merriam-Webster Dictionary. (n.d.). Retrieved July 8, 2022, from <https://www.merriam-webster.com/dictionary/diagnosis>

O'Mahony, N., Campbell, S., Carvalho, A., Harapanahalli, S., Hernandez, G. V., Krpalkova, L., Riordan, D., & Walsh, J. (2020). Deep Learning vs. Traditional Computer Vision. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 943(Cv), 128-144. https://doi.org/10.1007/978-3-030-17795-9_10

Roberts, L. G. (1963). *Machine perception of three-dimensional solids* (Vol. 1, Issue 1) [Massachusetts Institute of Technology]. <https://dspace.mit.edu/handle/1721.1/11589>

Shapiro, L., & Stockman, G. (2001). *Computer vision* (Vol. 1, Issue 1). Pearson Education, Inc.

Shi, Z., & Govindaraju, V. (1997). Segmentation and recognition of connected handwritten numeral strings. *Pattern Recognition*, 30(9), 1501-1504. [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(96\)00118-5](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(96)00118-5)

- Sigel, B. (1998). A brief history of doppler ultrasound in the diagnosis of peripheral vascular disease. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 24(2), 169–176. [https://doi.org/10.1016/S0301-5629\(97\)00264-0](https://doi.org/10.1016/S0301-5629(97)00264-0)
- Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 104(March), 333–339. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039>
- Szeliski, R. (2011). *Computer vision* (Vol. 142). Springer-Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-030-79175-9_6
- Top 25 countries/territories in artificial intelligence*. (n.d.). Retrieved July 8, 2022, from <https://www.natureindex.com/supplements/nature-index-2020-ai/tables/countries>
- Trucco, E., & Verri, A. (1998). *Introductory techniques for 3-D computer vision* (Issue 1). Prentice Hall.
- Viola, P., & Jones, M. (2001). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1, 1–8. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2001.990517>