

Universidade da Maia

Departamento de Ciências Sociais e do Comportamento



“Análise Bibliométrica sobre Diagnósticos Adaptativos Computadorizados e a Perturbação Depressiva Major”

Joana Manuela Teixeira Leitão nº 24920

Mestrado em Psicologia Clínica e da Saúde

Orientação: Prof. Doutor Tiago Ferreira

Coorientação: Prof^a Doutora Filipa Ferreira

Outubro de 2024 

Aos meus anjos da guarda,

À minha mãe,

Ao meu pai,

À minha irmã Margarida.

Agradecimentos

Sem muitas certezas de tudo, embarquei nesta aventura, mais uma vez, a acreditar 50% e a duvidar outros 50%. Depois de muito refletir sobre tudo o que seria importante para mim e para o meu futuro, decidi mergulhar neste “oceano”.

Neste momento sinto que tenho de expressar a minha gratidão a todas as pessoas que estão à minha volta e que acreditaram em mim e me apoiaram nesta jornada. Podem não haver palavras suficientes para descrever a gratidão que tenho por todos vocês, darei o meu melhor em cada parágrafo.

Primeiramente, ao meu orientador e coorientadora, Professor Doutor Tiago Bento Ferreira e Professora Doutora Filipa Isabel Pimpão Ferreira, por todo o apoio, dedicação e conhecimento que me passaram ao longo deste ano desafiante.

À minha família, por me ter apoiado mais uma vez e motivado a continuar esta jornada e a dar o meu melhor, e claro, por me terem ouvido vezes sem conta sobre este projeto e sobre como me sentia ao longo desta caminhada. Não foi fácil, eu sei.

À minha mãe, por ser o meu pilar sempre, por todo o apoio e compreensão. Obrigada por me fazeres acreditar que eu conseguia, mesmo com todas as dificuldades que apareceram ao longo deste caminho. Obrigada por seres a minha fonte de inspiração e por me mostrar que com trabalho árduo, tudo se consegue.

À minha irmã Margarida, por ser o meu segundo pilar e por não me ter deixado cair nos momentos menos bons. Obrigada, por todas as vezes que me disseste para não parar e me fazeres acreditar que eu consigo tudo aquilo que eu quero, basta acreditar nas minhas capacidades.

Ao meu pai, que mesmo não mostrando afetos, conseguiu verbalizar algumas palavras de conforto e atenção, o que mostrou o seu orgulho em mim.

Às minhas amigas, as mais antigas, Mimi, Diana e Ana, pelo carinho, apoio, “reuniões” chamadas e mensagens com expressões deste gênero: “*You can do it, know*”. Vocês não fazem ideia de como me preencheram o buraco de ansiedade que tinha.

Um agradecimento especial à Diana, pelo apoio, pela ajuda e principalmente pela paciência que teve comigo.

Ao grupo de amigos, que durante este percurso não me deixaram pensar em coisas menos boas, nem mesmo desistir. Sem vocês, sem o vosso apoio e sem os nossos convívios, isto não teria sido possível.

À Flávia, por todo o apoio e dedicação que teve comigo, sem dúvida uma grande amiga e colega de trabalho.

Ao meu chefe, que desde o início acreditou, mais do que eu, que conseguia chegar a este fim, que tanto esperei e sonhei.

E por último, mas não menos importante, aos meus afilhados Duarte, Santiago e Salvador (o mais novo membro da família), por serem uma fonte de alegria e amor. Sou muito grata por vos ter na minha vida e pelo laço que teremos para sempre.

Índice

Resumo	10
Abstract	11
Introdução	12
Enquadramento teórico	14
1. Perturbação Depressiva Major	14
1.1. Definição, Critérios de Diagnóstico, Epidemiologia, Impacto Social e Económico	14
1.2. Métodos de Avaliação e de Diagnóstico da Perturbação Depressiva Major.....	17
2. Computerized Adaptive Diagnosis.....	20
2.1. Definição e Funcionamento dos CAD	20
2.2. Aplicação dos CAD na PDM	21
2.3. Limitações e Desvantagens dos CAD.....	23
Método	25
Recolha de Dados	25
Análise de Dados	25
Resultados	26
Descrição geral dos resultados.....	26
Tipos de Documentos e Distribuição	26
Produção Científica Anual	26
Autores Mais Produtivos e Colaboração Científica.....	27
Países com Maior Produção Científica	29
Revistas Científicas Mais Relevantes e Quantidade de Artigos Publicados.....	30

Palavras-Chave mais Relevantes e Quantidade de Artigos.....	30
Discussão	33
Produção Científica Anual	34
Países com Maior Produção e Impacto Científicos	35
Autores Mais Produtivos e Colaboração Científica.....	35
Revistas científicas Mais Relevantes	36
Análise de palavras-chave.....	37
Conclusão.....	40
Referências Bibliográficas	42

Índice de Tabelas

Tabela 1. Autores mais Produtivos e Colaboração Científica

Tabela 2. Países com maior Produção Científica

Tabela 3. Revistas Científicas mais Relevantes e Quantidade de Artigos Publicados

Tabela 4. Palavras-Chave mais Relevantes e Quantidade de Artigos

Tabela 5. Palavras-Chave “Plus”

Índice de Gráficos

Gráfico 1. Tendências de produção anual de artigos científicos

Lista de Siglas

CAD – Computerized Adaptive Diagnosis

DSM-V – Manual Diagnóstico e Estatístico das Perturbações Mentais do DSM-V

DSM – IV – Manual Diagnóstico e Estatístico das Perturbações Mentais do DMS-IV

EEG – Eletroencefalograma

PDM – Perturbação Depressiva Major

SCID-5-CV - Entrevista Clínica Estruturada para as Perturbações do DSM-V

VPN – Valor preditivo negativo

VPP – Valor preditivo positivo

Resumo

Os métodos de diagnósticos tradicionais da perturbação depressiva major, que incluem entrevistas clínicas e questionários apresentam várias limitações relacionadas com o tempo da sua aplicabilidade, bem como inconsistências na interpretação dos resultados entre clínicos. Recentemente, sistemas de diagnóstico adaptativo computadorizados foram introduzidos nas ciências sociais, nomeadamente como uma ferramenta de auxílio à avaliação e diagnóstico. Estes sistemas utilizam algoritmos para personalizar a avaliação de acordo com as respostas do paciente, permitindo assim um diagnóstico mais rápido e preciso.

Assim, considerando o impacto significativo desta condição, este estudo explora, através de uma análise bibliométrica, artigos científicos publicados entre 1980 e 2024 sobre sistemas de diagnóstico adaptativo computadorizado e a sua aplicação e eficácia na avaliação e diagnóstico da perturbação depressiva major. Este estudo tem como intuito mapear este domínio de investigação emergente, através da exploração de vários indicadores bibliométricos. Estes indicadores, permitiram compreender o impacto e o potencial papel destes sistemas na avaliação desta condição mental e por conseguinte informar sobre as tendências e possíveis investigações futuras sobre este campo de investigação.

Palavras-chave: Perturbação depressiva major (PDM); Diagnóstico Adaptativo Computorizado; Análise Bibliométrica; Diagnóstico Clínico

Abstract

Major depressive disorder is one of the most prevalent mental health conditions globally and is a leading cause of disability, significantly affecting patients quality of life.

Traditional diagnostic methods for major depressive disorder, which include clinical interviews and questionnaires, have several limitations related to the amount of time consumed in their application as well as inconsistencies in results interpretation that vary depending on the evaluator. Recently, computerized adaptive diagnostic systems have been introduced in social sciences field as a tool that allows assessment and diagnosis. These systems use algorithms to personalize the assessment according to patients responses, allowing a faster and more accurate diagnosis.

Considering the significant impact of this condition, this study explores, through a bibliometric analysis, scientific articles published between 1980 and 2024 on computerized adaptive diagnostic systems and their application and effectiveness in the assessment and diagnosis of major depressive disorder. This study aims to map this emerging field of research through the scan of several bibliometric indicators. These indicators allow not only the understanding of the impact and potential role of these systems in the assessment of this mental condition but also inform this field of research about trends and guide future research.

Keywords: Major Depressive Disorder (MDD); Computerized Adaptive Diagnosis (CAD); Mental Health; Psychometrics; Bibliometric Analysis; Clinical Diagnosis; Adaptive Algorithms.

Introdução

A perturbação depressiva major (PDM) é uma das condições de saúde mental mais prevalentes em todo o mundo e afeta milhões de pessoas de diferentes faixas etárias e contextos socioeconómicos (Organização Mundial de Saúde, 2019,2020; OMS). Segundo a OMS, a PDM é uma das principais causas de incapacidade global, e caracteriza-se por sentimentos persistentes de tristeza, perda de interesse ou prazer em atividades diárias, bem como alterações no apetite e no sono, fadiga e dificuldades de concentração, e pensamentos recorrentes de morte ou suicídio (American Psychiatric Association, 2013; APA). A PDM tem um impacto profundo na qualidade de vida dos indivíduos e representa um grande desafio para os sistemas de saúde, bem como acarreta elevados custos sociais, económicos e políticos (OMS, 2019,2020).

Os métodos tradicionais de diagnóstico da PDM, incluem entrevistas clínicas estruturadas e semiestruturadas, bem como questionários de autorrelato, ou hétero-relato, que podem ser demorados e apresentar diferenças de interpretação entre os clínicos (First et al., 2016). Sendo assim, o processo de avaliação e diagnóstico desta perturbação é complexo e implica a combinação destes instrumentos (APA, 2013). Porém, apesar da sua utilização generalizada na prática de rotina, estes métodos apresentam várias limitações que podem comprometer a eficácia e a consistência do diagnóstico (Gibbons et al., 2016).

A rápida evolução tecnológica e dos métodos de análise de dados possibilitou o desenvolvimento de ferramentas inovadoras para a avaliação da saúde mental. De entre estas, destacam-se os sistemas de diagnóstico adaptativo computadorizados, conhecidos como Computerized Adaptive Diagnosis (CAD) (Gibbons et al., 2016).

Ao contrário dos métodos tradicionais de diagnóstico que são limitados pela sua morosidade, bem como pela inconsistência nos resultados entre clínicos, os CAD utilizam algoritmos que adaptam a sequência de questões com base nas respostas anteriores do

paciente, permitindo um diagnóstico mais rápido, preciso e individualizado (Gibbons et al., 2013).

A crescente prevalência da PDM, aliada aos avanços da psicometria computadorizada, torna imperativa a investigação sobre a eficácia e a aplicabilidade dos CAD no diagnóstico desta perturbação, na prática clínica (Gibbons et al., 2013). Estes sistemas não só oferecem uma abordagem potencialmente mais eficiente para o diagnóstico da PDM, como podem complementar os métodos de diagnóstico tradicionais, reduzindo o peso para os profissionais de saúde, bem como para melhorar a experiência do paciente (Gibbons et al., 2013).

Assim, o principal objetivo desta investigação é explorar, através de uma análise bibliométrica, a eficácia e a aplicabilidade dos CAD no diagnóstico da PDM. Esta análise visa identificar as tendências, o impacto e discutir o potencial dos CAD, como complemento dos instrumentos tradicionais de diagnóstico da PDM, demonstrando assim a sua relevância na prática clínica e as perspectivas futuras para a sua implementação.

Enquadramento teórico

1. Perturbação Depressiva Major (PDM)

1.1. Definição, Critérios de Diagnóstico, Epidemiologia, Impacto Social e Económico

A PDM caracteriza-se por ser uma das condições psiquiátricas mais comuns e persistentes em todo o mundo, estimando que afete aproximadamente 264 milhões de pessoas (OMS, 2020).

De acordo com o Manual Diagnóstico e Estatístico de Perturbações Mentais, 5ª edição (DSM-5) (APA, 2013), os critérios para o diagnóstico de PDM incluem a presença de pelo menos cinco de nove sintomas principais, durante um período mínimo de duas semanas, e que representam uma mudança em relação ao funcionamento anterior. Os sintomas de PDM incluem sentimentos persistentes de tristeza e desânimo durante a maior parte o dia; perda significativa de interesse em atividades habituais; alterações no peso; dificuldades no sono, como insónia ou hipersónia; alterações no comportamento motor, como agitação ou lentidão; cansaço extremo; sentimentos de inutilidade ou culpa excessiva; dificuldades de concentração; e pensamentos recorrentes de morte ou suicídio (APA, 2013).

De forma semelhante, a Classificação Internacional de Doenças (CID-11; 2019) é uma ferramenta diagnóstica e estatística desenvolvida pela Organização Mundial de Saúde (OMS, 2019), utilizada ao nível global para classificar diferentes doenças e condições de saúde, incluindo doenças físicas e mentais. O CID é utilizado em contextos clínicos, estatísticos e de investigação, sendo uma referência fundamental para médicos, investigadores e autoridades de saúde pública. Desta forma, o CID-11 caracteriza a PDM por um episódio depressivo em que o indivíduo apresenta pelo menos dois dos três sintomas principais, humor depressivo, perda de interesse e energia diminuída, juntamente com outros

sintomas adicionais, que podem incluir alterações no apetite e peso, alterações do sono, baixa autoestima, dificuldades de concentração, e pensamentos suicidas (OMS, 2023).

Deste modo, a PDM apresenta-se como uma condição com um impacto significativo na qualidade de vida dos indivíduos (Lime et al., 2018; OMS, 2001,2020), uma vez que impacta o seu funcionamento diário, bem como a produtividade no trabalho. Embora o CID-11 ofereça uma estrutura global para o diagnóstico, na prática clínica de rotina, o DSM-5 continua a ser a principal referência utilizada pelos profissionais de saúde para o diagnóstico da PDM, sobretudo em contextos como a psiquiatria e a psicologia (Khoury et al., 2014).

Paralelamente, a PDM caracteriza-se por estar associada a um elevado risco de comorbidade com outras perturbações mentais (Kessler et al., 2005; Lépine & Briley, 2011). Esta é uma das razões pelas quais o diagnóstico e o tratamento da PDM são frequentemente complexos, e exigem abordagens terapêuticas multifacetadas e adaptadas a cada indivíduo (Fava & Kendler, 2000). A presença de comorbidades não só agrava o curso da PDM, como também está associada a um pior prognóstico e a uma maior resistência ao tratamento (Cairney et al., 2008). Um dos exemplos mais comuns de comorbidade é a associação entre a PDM e as perturbações de ansiedade, como a ansiedade generalizada, fobia social, ou perturbação de pânico (Cairney et al., 2008).

Uma possível explicação para a comorbidade entre PDM e as perturbações de ansiedade pode ser atribuída às características dos sintomas de ambas as condições, que muitas vezes se sobrepõem, dificultando o diagnóstico preciso e a escolha do tratamento adequado (Hirschfeld, 2001). Deste modo, estudos anteriores, sugerem que uma avaliação cuidadosa e um plano de tratamento integrado são fundamentais para melhorar os resultados clínicos em populações com PDM e perturbações de ansiedade (Stice et al., 2009). Portanto, a elevada taxa de comorbidade entre a PDM e as perturbações de ansiedade sublinham a necessidade de uma abordagem inclusiva na avaliação e tratamento, que reconheça a

interdependência destas condições e promova uma saúde mental mais holística (Cairney et al., 2008; Hirschfeld, 2001).

Além das perturbações de ansiedade, a PDM apresenta comorbilidades com perturbações relacionadas com o uso de substâncias e estima-se que 40% dos indivíduos com PDM apresentam algum tipo de perturbação associada ao álcool e/ou drogas (Swendsen et al., 2010). Esta realidade é especialmente problemática uma vez que o uso de substâncias psicoativas pode mascarar sintomas depressivos o que dificulta o diagnóstico e o tratamento e, além disso, o uso deste tipo de substâncias pode aumentar o risco de suicídio e reduzir a adesão ao tratamento (Harris & Barraclough, 1997).

Paralelamente, a PDM apresenta elevados níveis de comorbilidade com outras perturbações mentais, como as perturbações alimentares, nomeadamente a anorexia nervosa, bulimia nervosa e perturbação da ingestão alimentar compulsiva (Blinder et al., 2006; Hudson et al., 2007; Swanson et al., 2011). Por sua vez, a PDM está fortemente associada ao suicídio (Cai et al., 2021; Ferrari et al., 2013). A presença de pensamentos suicidas é uma das manifestações mais preocupantes da PDM, sendo um dos principais fatores de risco para tentativas e mortes por suicídio (Cai et al., 2021; Isometsä, 2014).

Além destas, a PDM tem sido associada a condições físicas, como doenças cardiovasculares (Penninx, 2017) e à diabetes (Mezuk et al., 2008). De acordo com Penninx (2017) a inflamação e a disfunção endotelial, frequentemente observadas nos indivíduos com PDM, podem contribuir para o desenvolvimento de doenças cardíacas. Também, o diagnóstico de cancro e/ou outras doenças crónicas (Pitman et al., 2018) e doenças neurodegenerativas (Linnemann & Lang, 2020) tem sido identificado como fator significativo para o aumento da PDM, revelando que os pacientes desenvolvem sintomas depressivos ao longo do curso da doença (Massie, 2004; Pitman et al., 2018).

Assim, a crescente prevalência da PDM aliada a um contexto pós-pandemia sublinha a necessidade urgente de métodos de diagnóstico mais eficientes e acessíveis (Mazza et al., 2022), uma vez que a identificação precoce e um diagnóstico preciso são cruciais para um tratamento eficaz e para a melhoria da qualidade de vida dos pacientes que experienciam de PDM (Kupfer et al., 2012).

1.2. Métodos de Avaliação e de Diagnóstico da Perturbação Depressiva Major

De uma forma geral, a avaliação e diagnóstico da PDM é realizado através de entrevistas clínicas estruturadas, semiestruturadas, bem como questionários de autorrelato e de hetero-relato. A *Structured Clinical Interview for DSM-V Disorders* (SCID-5-CV) (First et al., 2016) é uma entrevista semiestruturada, considerada uma das entrevistas com maior impacto e mais utilizadas para a avaliação e o diagnóstico da PDM, na prática de rotina.

Contudo, o seu processo de administração caracteriza-se por ser extenso e requer tempo e treino significativo para quem está a avaliar, como também para quem está a ser avaliado (First et al., 2016). O tempo necessário à conclusão da entrevista (First et al., 2016) que pode demorar entre uma a duas horas, o que pode ser impraticável em ambientes clínicos com um elevado número de pacientes. Esta limitação é particularmente relevante em serviços que lidam com elevada procura, onde os clínicos precisam de atender muitos pacientes num curto espaço de tempo (Tolin et al., 2015).

Paralelamente, alguns estudos demonstram que frequentemente investigadores/clínicos que utilizam da SCID-5-CV chegam a conclusões divergentes, pelo que esta variabilidade pode resultar em diagnósticos inconsistentes (First et al., 2016) e comprometer a fiabilidade do diagnóstico (First et al., 2016). Este problema é particularmente relevante na PDM, onde os sintomas como tristeza ou anedonia podem ser interpretados de formas diferentes, dependendo do investigador/clínico (Kraemer et al., 2012), o que leva a diferentes abordagens terapêuticas (Ishak, 2008). Esta discrepância pode

resultar em tratamentos inadequados ou ineficazes, que podem piorar o prognóstico do paciente, aumentar o risco de suicídio ou prolongar o sofrimento (Demyttenaere & Van Duppen, 2019).

Deste modo, a interpretação subjetiva dos sintomas pelos diferentes clínicos/investigadores afeta negativamente a prática clínica bem como a investigação científica, tornando os resultados de estudos menos fiáveis e difíceis de replicar (Regier et al., 2013), o que limita a validade das conclusões (Kraemer et al., 2012).

Os questionários de autorrelato, como o *Beck Depression Inventory* (BDI) (Beck et al., 1996) e o *Patient Health Questionnaire-9* (PHQ-9) (Kroenke et al., 2001), são igualmente amplamente utilizados para avaliar a PDM, bem como a sua severidade. Estes instrumentos consistem em conjuntos de perguntas que os pacientes respondem baseando-se na sua auto-perceção dos sintomas depressivos. O questionário BDI é utilizado para avaliar a severidade da depressão sendo composto por 21 itens que medem sinais e sintomas associados à depressão (Beck et al., 1996), no entanto, alguns dos seus itens avaliam também sintomas, que podem ser comuns noutras condições psicológicas (perturbação de ansiedade generalizada, fobia social, perturbação obsessiva-compulsiva, perturbação bipolar, perturbações alimentares, perturbação de stresse pós-traumático, perturbação de pânico e perturbações de personalidade) ou emocionais, como, sentimentos de culpa, imagem negativa de si, ideação suicida, perda de interesse, fadiga, insónia ou hipersónia, alterações no apetite e diminuição da libido (Beck et al., 1996). Por sua vez, o PHQ-9, é um breve questionário de autorrelato composto por 9 itens que é utilizado para diagnosticar e medir a severidade da depressão (Kroenke et al., 2001).

Uma das principais limitações destes questionários é a dependência da autoavaliação do paciente. A precisão dos resultados pode ser comprometida por vários fatores, como a capacidade introspectiva do paciente, o desejo de se apresentar de uma determinada maneira

ou até mesmo a presença de estigma. Este problema pode levar à subestimação ou sobrestimação dos sintomas, resultando em diagnósticos inadequados (Beck et al., 1988; Kroenke et al., 2001).

Os questionários de hétero-relato, como a *Hamilton Depression Rating Scale* (HAM-D), e a *Montgomery-Asberg Depression Rating Scale* (MADRS), são frequentemente utilizados pelos profissionais de saúde para medir a gravidade da depressão em pacientes diagnosticados (Hamilton, 1960; Montgomery & Asberg, 1979). Semelhante às entrevistas estruturadas, estes instrumentos também estão sujeitos à variabilidade na interpretação feita pelos diferentes profissionais de saúde que podem interpretar e pontuar os sintomas de maneiras diferentes, o que pode levar a inconsistências nos resultados (Williams et al., 2008). Um dos desafios associados à HAM-D, em particular, é a sua limitada sensibilidade para captar pequenas mudanças no estado depressivo do paciente. Isto pode ser problemático para monitorizar a eficácia do tratamento, onde mudanças subtis, mas clinicamente significativas, são importantes (Bagby et al., 2004).

Embora estes instrumentos sejam uma vantagem na prática de rotina são instrumentos que tratam a depressão como uma condição relativamente uniforme, ou seja, baseiam-se num conjunto de critérios de diagnósticos padronizados, como os apresentados no DSM-5 que procuram identificar a presença ou ausência de sintomas específicos (APA, 2013).

O facto de os instrumentos tradicionais, assumirem que todos os sintomas são igualmente representativos da depressão em todos os pacientes (Fried & Nesse, 2015), e a necessidade de serem conduzidos na sua totalidade, pode ser útil para assegurar uma prática clínica sistemática e coerente, mas pode não refletir adequadamente a diversidade de manifestações clínicas da PDM (Goldberg, 2011). E pode não captar toda a complexidade da experiência individual dos pacientes, o que pode comprometer a personalização do

tratamento (Cuijpers et al., 2014). Por exemplo, as escalas que foram acima mencionadas (BDI e PHQ-9), avaliam sintomas comuns da depressão, mas podem não considerar variantes da doença, como a depressão atípica ou com características psicóticas (Fried, 2017). Esta limitação torna-se ainda mais evidente quando se consideram diferenças culturais, etárias, de género e a presença de comorbilidades, que influenciam significativamente a forma como a depressão se manifesta (Zimmerman et al., 2014).

Assim, recentemente uma nova abordagem à avaliação e diagnóstico foi introduzida nas ciências sociais com vista a ultrapassar as limitações anteriormente mencionadas, nomeadamente os Computerized Adaptive Diagnosis (CAD).

2. Computerized Adaptive Diagnosis (CAD)

2.1. Definição e Funcionamento dos CAD

Nas últimas décadas, vários estudos têm demonstrado um interesse crescente (Alantari, 2024; Belus et al., 2022; Brenner et al., 2021; Fujita, 2020; Gardner et al., 2004; Gibbons et al., 2022; Gibbons et al., 2013; Gibbons et al., 2016; Gibbons et al., 2012; Hamid et al., 2023; Huebner, 2010; Hulvershorn et al., 2022; Leming et al., 2023; Liu et al., 2013; Moore et al., 2019; Silverstone, 1996; Vermunt & Magidson, 2005) sobre os CAD. Os CAD referem-se a uma abordagem de diagnóstico assistido por computador que utiliza algoritmos adaptativos para a avaliação e para o diagnóstico (Gibbons et al., 2016).

Nesta abordagem, os indivíduos são submetidos a um conjunto de perguntas, tal como numa entrevista tradicional, no entanto, respondem às perguntas sobre os sintomas até que haja uma alta probabilidade de estes sintomas levarem a um diagnóstico (Gibbons et al., 2016). Assim, este método baseia-se no conceito de teste adaptativo, que tem como objetivo maximizar a eficiência e a precisão do diagnóstico ao adaptar as perguntas com base nas respostas anteriores do paciente (Gibbons et al., 2012; Vermunt & Magidson, 2005).

O princípio subjacente aos CAD é o de que nem todas as perguntas de um questionário têm o mesmo nível de relevância para todos os pacientes (Gibbons et al., 2016). Por isso, ao contrário dos questionários tradicionais que apresentam um conjunto fixo de perguntas, os CAD ajustam-se automaticamente, selecionando as perguntas mais informativas com base nas respostas anteriores do indivíduo (Gibbons et al., 2016).

De acordo com Geurts et al., (2006) os CAD são sustentados por modelos de decisão que utilizam grandes volumes de dados para identificar padrões de sintomas associados à PDM, ajustando o questionário de diagnóstico de forma personalizada. Estes modelos permitem uma triagem mais rápida e eficiente, identificando rapidamente os sintomas mais relevantes de cada paciente e, assim, reduzindo o tempo necessário para um diagnóstico preciso (Gibbons et al., 2013).

Contrariamente, aos métodos tradicionais, que necessitam de ser levados até ao fim, este método, não precisa necessariamente de ser conduzido até ao final, pois só com algumas questões pode já informar sobre a presença do diagnóstico (Geurts et al., 2006). Isto não só reduz o tempo necessário para chegar a um diagnóstico preciso, como também melhora a experiência do paciente.

2.2. *Aplicação dos CAD na PDM*

Deste modo, os CAD têm emergido como uma ferramenta promissora na avaliação e diagnóstico das perturbações mentais (Gibbons et al., 2013). Especificamente, têm sido desenvolvidos CAD para a avaliação e diagnóstico de perturbações de ansiedade (Belus et al., 2022), para a perturbação de esquizofrenia e psicoses (Gibbons et al., 2022), para a perturbação de stress pós-traumático (Brenner et al., 2021) e para a psicopatologia em geral (Moore et al., 2019).

Especificamente, na depressão, Gibbons et al., (2013) avaliou a precisão do CAD para a avaliação e diagnóstico da PDM comparando-o com entrevistas de diagnósticos

baseadas no DSM-IV. Neste estudo foram usadas métricas como o valor preditivo positivo (VPP) e o valor preditivo negativo (VPN) para medir a eficácia dos CAD na identificação correta de casos e na exclusão de não-casos de PDM. O VPP é a probabilidade de um indivíduo testar positivo para a depressão e o VPN é a probabilidade de um indivíduo testar negativo para a depressão (Gibbons et al., 2013). O estudo foi aplicado a um total de 656 pacientes, com 134 pacientes a apresentar critérios para a depressão major e 27 pacientes a apresentar critérios para depressão leve e 495 pacientes não apresentaram nenhum critério para depressão. Deste modo, o CAD demonstrou uma alta sensibilidade e especificidade para a depressão major. Assim, o presente estudo sugere que os CAD podem ser implementados nos ambientes clínicos de forma a melhorarem a triagem e o diagnóstico da depressão, tornando o processo mais eficiente (Gibbons et al., 2013).

Outro estudo que sustenta a utilização dos CAD na avaliação e diagnóstico da depressão foi realizado por Belus et al., (2022). Paralelamente, este estudo destacou-se na validação psicométrica de uma avaliação para a ansiedade e para a depressão (CAD-MZ), nos cuidados de saúde primários. Neste estudo, foram incluídos 502 pacientes que foram submetidos ao questionário PHQ-9 e ao GAD-7, como também, foram incluídos seis itens adicionais, identificados por meio de uma revisão sistemática qualitativa como relevante para o diagnóstico da depressão (Haroz et al., 2017). Os resultados mostraram que, após as análises estatísticas, foram selecionados oito itens para o questionário final, entre eles, 4 perguntas do PHQ-9, duas do GAD-7 e duas perguntas relativas à depressão (Haroz et al., 2017). Foi estabelecido um ponto de corte de 7 como um indicativo de probabilidade de diagnóstico para as perturbações indicadas, revelando que a avaliação possui boa utilidade clínica. As implicações deste estudo foram significativas, pois a validação do CAD-MZ revelou ser uma ferramenta eficaz e adaptada para o diagnóstico da ansiedade e depressão

no contexto de cuidados primários, o que se torna crucial para melhorar o diagnóstico e o tratamento destas duas condições clínicas.

Deste modo, os CAD parecem evidenciar-se como uma ferramenta útil na avaliação e diagnóstico, e a sua integração em diferentes contextos tem sido de extrema relevância na avaliação e diagnóstico da depressão (Gibbons et al., 2013).

2.3. Limitações e Desvantagens dos CAD

Embora os CAD representem uma inovação significativa no diagnóstico clínico, apresentam várias limitações que devem ser consideradas. Em primeiro lugar, os CAD dependem fortemente da qualidade dos dados, ou seja, de um banco de itens subjacentes aos diferentes instrumentos, que de facto representem o fenómeno em estudo (Gibbons et al., 2013). Estes dados são importantes para treinar algoritmos de diagnóstico, e a precisão das respostas dos pacientes é crucial, pois, respostas imprecisas ou inconsistentes podem levar a diagnósticos errados (Gibbons et al., 2013). Um banco de perguntas que não seja satisfatório compromete a criação de perfis de sintomas precisos, o que afeta diretamente a eficácia do diagnóstico (Gibbons et al., 2016). Além disso, os CAD têm uma falta de flexibilidade para lidar com casos complexos ou atípicos, uma vez que são baseados em algoritmos predefinidos (Shortliffe & Sepúlveda, 2018). Esta característica limita a sua utilidade em situações clínicas mais complicadas, onde o discernimento clínico é essencial para captar particularidades que um algoritmo pode não interpretar corretamente (Shortliffe & Sepúlveda, 2018). Pelo que deste modo, se sugere que seja uma ferramenta complementar à avaliação que não substitua uma avaliação clínica detalhada (Gibbons et al., 2016).

Outra limitação importante é o potencial para erros de diagnóstico em diversos contextos (Obermeyer et al., 2019). A eficácia dos CAD pode variar significativamente nos diferentes contextos culturais e populacionais, uma vez que os algoritmos de diagnóstico são frequentemente baseados em amostras de dados provenientes de populações específicas

que podem não refletir a diversidade global (Obermeyer et al., 2019). A título de exemplo, os sintomas de depressão podem manifestar-se de forma diferente entre culturas, o que limita a capacidade dos CAD de fazer diagnósticos precisos em populações sub-representadas (Wiens et al., 2019). Também, o acesso à tecnologia e aos recursos digitais necessários podem representar uma limitação significativa, uma vez que a utilização dos CAD requer uma infraestrutura adequada, como computadores, software e internet (Mohr et al., 2017).

Apesar das limitações que apresentam, os CAD parecem ser uma mais-valia porque representam uma inovação significativa na prática clínica de rotina, uma vez que permitem uma avaliação mais precisa e personalizada ao utilizar algoritmos adaptativos (Gibbons et al., 2016), e, especificamente uma avaliação precisa e detalhada da PDM. Contudo, os estudos são escassos relativamente ao potencial da aplicação dos CAD na PDM (Shatte et al., 2019) pelo que o presente estudo visa contribuir para este conhecimento através de uma análise bibliométrica (Chen et al., 2023; Donthu et al., 2021).

A bibliometria é um método de investigação quantitativo que permite identificar as tendências de um campo de investigação, nomeadamente padrões de autoria e colaboração, o impacto das publicações e a disseminação do conhecimento em diversas áreas científicas (Yurtçu & Güzeller, 2021). Além disto, é útil para identificar as principais revistas e autores de uma determinada área, ajudando a orientar decisões estratégicas para investigação futura (Costa et al., 2012), bem como a identificar lacunas na investigação anterior (Costa et al., 2012).

Assim, este estudo tem como principal objetivo, através de uma análise bibliométrica, e da respetiva extração e interpretação de um conjunto de indicadores bibliométricos, obter uma visão compreensiva e detalhada sobre este domínio de investigação, nomeadamente a eficácia e aplicabilidade dos CAD na PDM.

Método

Recolha de Dados

Foi realizada uma pesquisa bibliográfica com recurso à base de dados SCOPUS para recolher os artigos científicos publicados sobre CAD e PDM. Nesta pesquisa foi selecionado um conjunto específico de termos de pesquisa, em inglês, de forma a ir de encontro aos objetivos deste estudo, ou seja, a eficácia e aplicabilidade dos CAD na PDM.

Deste modo, foram recolhidas as diferentes formas e siglas destes domínios de investigação. Considerando a sobreposição da sigla CAD com uma condição de saúde física, nomeadamente a doença arterial coronária, na expressão de pesquisa utilizou-se o operador booleano AND NOT para excluir artigos que se estivessem a referir a esta condição. O mesmo procedimento foi utilizado para excluir artigos científicos no qual esta sigla se referia à comorbilidade entre ansiedade e depressão.

Assim, a expressão de pesquisa final incluiu as seguintes palavras: TITLE-ABS-KEY-AUTH ("CAD" OR "Computerized Adaptive Diagnosis" OR "Computerized Adaptive Diagnostic" OR "Diagnostic Computerized Adaptive Assessments" OR "Computerized Adaptive Screening Tool" OR "Computerized adaptive diagnostic screening tool") AND ("MDD" OR "depression" OR "depressive disorder" OR "depressive symptoms" OR "major depressive disorder" OR "depress" OR "major depression") AND (psychology OR psychiatry) AND NOT ("coronary artery disease" OR "comorbid anxiety and depression").

Análise de Dados

Os dados recolhidos através da SCOPUS foram analisados com recurso ao pacote Bibliometrix R para o software R (Aria & Cuccurullo, 2017; R versão 4.2.0). As seguintes características foram resumidas com o pacote bibliometrix R: o número total de publicações,

o tipo de documentos, a produção científica anual, taxa de crescimento percentual, autores e instituições que apresentaram mais publicações nestes domínios, os artigos científicos mais citações, países com maior produção científica, revistas científicas com maior relevância no tema e uma análise das palavras-chave mais relevantes.

Resultados

Descrição geral dos resultados

A análise bibliométrica sobre a aplicabilidade e eficácia dos CAD na PDM, com recurso à expressão de pesquisa acima mencionada incluiu um total de 329 documentos. Estes foram publicados entre 1980 e 2024, e abrangem uma diversidade de fontes. A produção científica apresentou um crescimento anual médio de 6,5%, refletindo um ligeiro aumento de interesse pela área ao longo do tempo. A média de citações por documento foi de 25,68, e a média de citações por ano, por documento foi 3,642 citações por ano.

Tipos de Documentos e Distribuição

A maior parte dos documentos incluídos na análise foram artigos científicos (249), representando cerca de 76% do total, seguidos por revisões (43), que corresponderam a aproximadamente 13%. Nos restantes 11%, encontrou-se 25 artigos de conferências e outros tipos de documentos, como capítulos de livros (5), editoriais (1), cartas (2), e notas (1).

Produção Científica Anual

A produção científica anual foi utilizada como indicador de atividade científica. Este indicador permite quantificar a atividade científica desenvolvida ao longo do tempo, e o respetivo número de trabalhos publicados. A produção científica sobre CAD e PDM revelou uma variação ao longo do tempo, com um número crescente de publicações a partir de 2015.

Em 2022, observou-se um pico de publicações com 47 artigos científicos publicados. Após este ano, observou-se um declínio na publicação, nomeadamente 38 artigos em 2023 e 16 artigos em 2024. O gráfico 1 ilustra a produção científica anual entre 1890 e 2024.

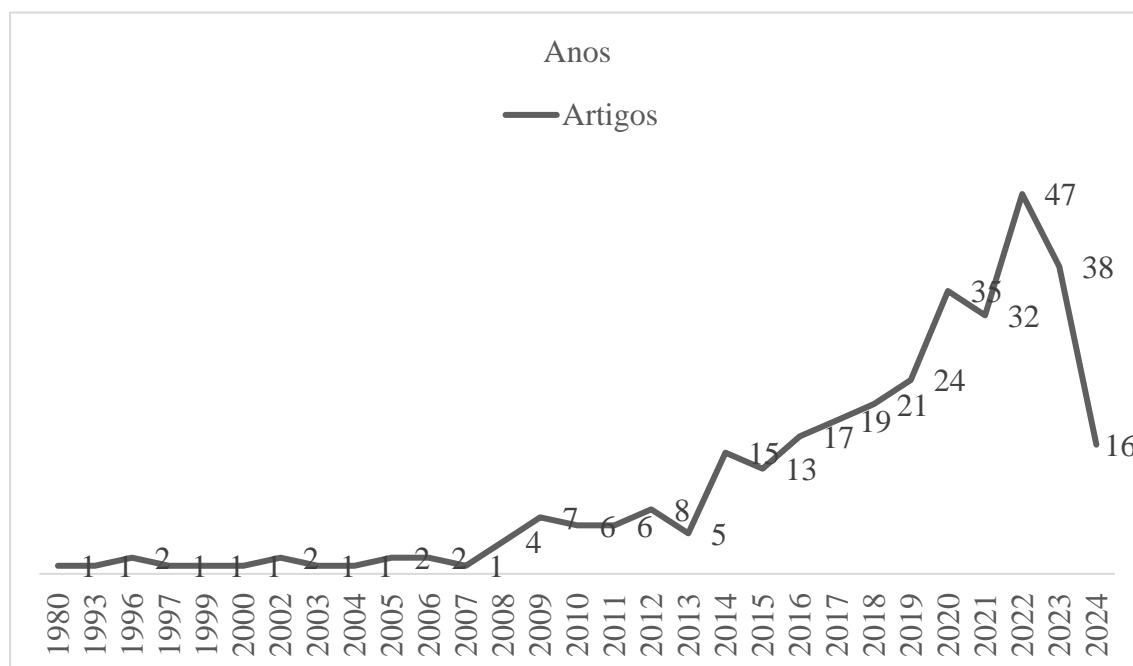


Gráfico 1. Tendências de produção anual de artigos científicos

Autores Mais Produtivos e Colaboração Científica

A análise dos autores mais produtivos e de colaboração científica revelaram-se outros indicadores de atividade científica, que permitem contabilizar a atividade científica desenvolvida pelos diferentes autores, a sua produtividade e a colaboração na autoria dos trabalhos (Costa et al., 2012). A colaboração entre autores revela-se um indicador importante da atividade científica, uma vez que, a cooperação entre os investigadores de diferentes instituições enriquecem o processo de investigação, promovendo a convergência de diversas perspectivas de informação e competências (Olmeda Gomez, 2008). Assim, a colaboração científica remete para um esforço cooperativo que implica metas e responsabilidades compartilhadas, bem como esforços coordenados, com o objetivo de potencializar a

produção científica e aprimorar os resultados obtidos, o que, promove uma rede de conhecimento e contribuição entre os investigadores (Leydesdorff & Wagner, 2008).

No total, foram identificados 1.851 autores na produção científica analisada. A tabela 1 apresenta os autores com maior produtividade científica sobre CAD e depressão, bem como os autores com quem se estabeleceram colaborações. De entre os quais o autor Gibbons destaca-se com maior produtividade científica sobre estes campos de investigação.

Tabela 1

Autores mais Produtivos e Colaboração Científica

Autores	Artigos	Colaboração entre autores
<i>Gibbons RD</i>	8	<i>Cullati S</i>
<i>Acharya UR</i>	7	<i>Hwang HJ</i>
<i>Hwang HJ</i>	7	<i>Lee SH</i>
<i>Lee SH</i>	7	<i>Shim M</i>
<i>Shim M</i>	7	<i>Gibbons RD</i>
<i>Whiteside SPH</i>	7	<i>Whiteside SPH</i>
<i>Biggs BK</i>	5	<i>Acharya UR</i>
<i>Frank E</i>	5	<i>Ben Salem Y</i>
<i>Overup CS</i>	5	<i>Beriha SS</i>
<i>Sander S</i>	5	<i>Calles JL</i>

Países com Maior Produção Científica

Outro dos indicadores de atividade científica analisado foi a produção científica por país que permite contabilizar a localização da atividade científica desenvolvida de uma forma mais detalhada.

Neste ponto vão-se identificar igualmente indicadores de impacto científico nomeadamente indicadores de impacto dos trabalhos (número de citações recebidas).

A Tabela 2 apresenta a lista de países que mais contribuíram e se destacaram na área de estudo dos CAD e PDM, bem como o número total citações por país.

Tabela 2

Países com Maior Produção Científica

País	Total de citações
Estados Unidos da América	1325
Itália	925
Canadá	850
China	479
Espanha	401
Índia	390
Malásia	273
Reino Unido	259
Irlanda	245
Japão	244

Revistas Científicas Mais Relevantes e Quantidade de Artigos Publicados

A identificação das revistas científicas mais relevantes apresentou-se como outro indicador da qualidade e impacto científico (Costa et al., 2012).

A tabela 3 resume as revistas científicas mais relevantes na investigação dos CAD e PDM e a quantidade de artigos publicados em cada uma delas.

Tabela 3

Revistas Científicas mais Relevantes e Quantidade de Artigos Publicados

Revistas científicas mais relevantes	Artigos
<i>Journal of Affective Disorders</i>	7
<i>Scientific Reports</i>	7
<i>Computer Methods and Programs in Biomedicine</i>	5
<i>Plos one</i>	5
<i>Jama network open</i>	4
<i>Journal of alzheimer's disease</i>	4
<i>Lecture notes in computer science</i>	3
<i>Advances in life course research</i>	3
<i>Computers in biology and medicine</i>	3
<i>Journal of clinical psychiatry</i>	3

Palavras-Chave mais Relevantes e Quantidade de Artigos

As palavras-chave emergem como outro indicador bibliométrico importante uma vez que são consideradas os elementos básicos que representam os conceitos do conhecimento na área em estudo (Chen & Xiao, 2016). São amplamente utilizadas para identificar a estrutura do conhecimento dos domínios a serem investigados (Su & Lee, 2010).

As palavras-chave, permitem perceber quais os tópicos ou temas com mais ênfase quando o assunto são os CAD bem como perceber o rumo da investigação ao longo do tempo (Su & Lee, 2010). Assim, de entre as palavras-chave com maior prevalência destacam-se a *Depression* (27 artigos), *Alzheimer's disease* (20 artigos) e *Anxiety* (18 artigos).

As palavras-chave “plus” facilitam a percepção dos campos científicos em investigação, no entanto, são menos representativas do conteúdo global do artigo em comparação com as palavras-chave do autor, servindo, portanto, como estrutura do conhecimento, guiando o leitor na compreensão de campo científicos mais específicos (Zhang et al., 2015).

A análise a este indicador identificou como palavras-chave plus mais frequentes *female* (256), *human* (246), e *male* (235). A tabela 4 e 5 ilustram a prevalência das palavras-chave e palavras-chave plus identificadas nos artigos incluídos na análise.

Tabela 4*Palavras-Chave mais Relevantes e Quantidade de Artigos*

Palavras-chave mais relevantes	Artigos
<i>Depression</i>	27
<i>Alzheimer's disease</i>	20
<i>Anxiety</i>	18
<i>Machine learning</i>	14
<i>Classification</i>	13
<i>Computer-aided diagnosis</i>	13
<i>Mental health</i>	11
<i>Deep learning</i>	10
<i>Dementia</i>	8
<i>Randomized controlled trial</i>	7

Tabela 5*Palavras-Chave “plus”*

Palavras-Chave -Plus	Artigos
<i>Female</i>	256
<i>Human</i>	246
<i>Male</i>	235
<i>Adult</i>	190
<i>Humans</i>	189
<i>Article</i>	167
<i>Depression</i>	110
<i>Aged</i>	107
<i>Controlled Study</i>	105
<i>Middle Aged</i>	105

Discussão

A presente dissertação teve como principal objetivo explorar através de uma análise bibliométrica (Chen et al., 2023; Donthu et al., 2021) as tendências do domínio de investigação sobre a eficácia e a aplicabilidade dos CAD e a PDM (Gibbons et al., 2013). Assim, a base de dados SCOPUS foi utilizada devido à sua elevada cobertura e quantidade de dados que fornece. Deste modo, foram recolhidos 329 documentos, recolhidos entre 1980 e 2024. E os indicadores incluídos para analisar estes documentos foram: o número total de publicações, o tipo de documentos, a produção científica anual, países com maior produção científica, revistas científicas com maior relevância no tema e uma análise das palavras-chave mais relevantes.

Na presente análise foram incluídos 329 documentos, que se caracterizaram por serem artigos científicos, artigos de conferências, capítulos de livros, editoriais, cartas e notas. Pelo que as diferentes tipologias parem sugerir aumento do interesse sobre os CAD na PDM.

Produção Científica Anual

Assim, relativamente à análise da produção científica anual, o indicador que apresenta as oscilações nas publicações dos artigos ao longo do tempo (Costa et al., 2012), sobre CAD e PDM, revelou uma variação ao longo do tempo, com um número crescente de publicações a partir de 2015. O ano de 2022 emerge como o ano com um maior número de artigos científicos publicados, nomeadamente 47 artigos. Este crescimento parece sugerir um aumento no interesse nos domínios de investigação sobre os CAD e a PDM, especialmente na última década (Gibbons et al., 2013). Uma possível explicação para este aumento pode estar relacionada com a publicação do estudo de Gibbons et al., (2013), sobre a eficácia dos CAD na PDM, que foi particularmente inovador por aplicar o sistema CAD, tanto a pacientes diagnosticados com PDM quanto a indivíduos sem qualquer patologia, e que comprovou ser eficiente no diagnóstico da PDM. Isto porque, a eficácia foi comprovada através da alta precisão do diagnóstico, redução do tempo de avaliação e aumento da sensibilidade e especificidade, o que sugeriu ser uma ferramenta útil e versátil na prática clínica (Gibbons et al., 2013).

Assim, com este estudo a abrir portas para o uso de tecnologias adaptativas na área da saúde mental, evidenciando ferramentas como os CAD a melhorarem o processo de diagnóstico e a monitorização de perturbações como a PDM, muitos investigadores/clínicos puderam ter contacto com esta investigação e, por consequência poderão ter iniciado uma exploração e investigação sobre a mesma (Belus et al., 2022; Brenner et al., 2021; Fujita, 2020; Hamid et al., 2023; Lee et al., 2023).

Após este ano, observa-se um ligeiro declínio, especificamente 38 artigos em 2023 e 16 artigos em 2024, que poderá estar relacionado ao período pandémico e pós-pandémico e às mudanças que esta problemática trouxe ao nível da saúde mental, nomeadamente à PDM (Mazza et al., 2022; Vindegaard & Benros, 2020).

Países com Maior Produção e Impacto Científicos

Relativamente aos países com maior produção científica, os resultados indicaram que o Canadá e os Estados Unidos da América foram os países com os valores mais altos neste indicador, nomeadamente com 44 artigos. Seguidos pela China com 26 artigos. Estes países caracterizam-se por serem países desenvolvidos (Patel et al., 2018), com uma elevada prevalência de perturbações mentais (Kessler et al., 2005; Phillips et al., 2009), nomeadamente de depressão (OMS, 2017). Neste sentido, são países nos quais os incentivos para o desenvolvimento de ferramentas para avaliar e identificar perturbações mentais de forma rápida e eficaz deste tipo de patologias são essenciais (Gibbons et al., 2022; Gibbons et al., 2013; Gibbons et al., 2016). O desenvolvimento destas ferramentas contribuirá para uma avaliação e identificação precisa e precoce desta condição, que possivelmente terá um impacto social e económico significativo para a população (OMS, 2019,2020).

Autores Mais Produtivos e Colaboração Científica

Paralelamente, a análise relativa a autores mais produtivos vai parcialmente de encontro à localização dos países com maior produção científica, nomeadamente no continente Americano e Asiático. Os autores com maior influência nestes domínios de investigação foram Robert D. Gibbons, (*EUA*) com 8 artigos, seguido por Rajendra Acharya (*Austrália*) com 7 artigos.

Robert D. Gibbons foi um dos autores que mais contribuiu para o tema e os seus trabalhos (Gibbons et al., 2013; Gibbons et al., 2016), apresentaram-se como decisivos e

possivelmente como um ponto de partida para o campo de investigação dos CAD na avaliação da presença da severidade de perturbações mentais como a depressão, e de outras como a ansiedade, a mania ou as psicoses (Gibbons et al., 2022; Gibbons et al., 2013; Gibbons et al., 2016). Este autor mostrou que a informação, ou seja, os itens, contidos em extensos bancos de dados podem ser eficazmente calibrados utilizando a teoria multidimensional de resposta ao item e que as informações contidas nestes bancos de dados podem ser extraídas com elevada precisão utilizando algoritmos adaptativos resultantes de uma pequena seleção de itens para cada indivíduo (Gibbons et al., 2013; Gibbons et al., 2016).

Por outro lado, Rajendra Acharya, desenvolveu um estudo que se foca na utilização dos CAD para distinguir entre sinais de EEG (eletroencefalograma) de indivíduos normais e indivíduos com dependência alcoólica (Acharya et al., 2015). Este estudo teve como principal objetivo desenvolver um sistema baseado em algoritmos que fossem capazes de diferenciar de forma eficaz e automática os padrões de EEG entre estas duas populações, sem a intervenção direta de investigadores/clínicos (Acharya et al., 2015). Apesar de a perturbação mental em análise ser uma perturbação de substâncias, e não a depressão, o trabalho deste autor destaca-se pelo interesse no desenvolvimento, melhoria e extensão na aplicação destes sistemas na prática de rotina.

Assim, os trabalhos destes autores podem ser bons pontos de partida para estudantes, investigadores e clínicos que queiram iniciar investigações sobre estes domínios.

Revistas Científicas Mais Relevantes

No que respeita às revistas científicas, os resultados deste estudo indicaram que as mais relevantes para a publicação de estudos sobre os CAD e a PDM foram o *Journal of Affective Disorders* e *Scientific Reports*, seguidos pela *Computer Methods and Programs in Biomedicine* e a *PLOS ONE*. Estas revistas científicas refletem a diversidade interdisciplinar

da investigação nos CAD e PDM, abrangendo desde a psicologia até às ciências da computação. De notar que estas revistas são consideradas de quartil 1, o que sugere que a inovação computorizada, introduzida pelos CAD, parece ser um domínio relevante que estas revistas aceitam publicar. Deste modo, estas revistas parecem ser bons pontos de referência para investigadores que estejam a trabalhar nestes domínios e queiram publicar os seus trabalhos, bem como para investigadores que queiram explorar mais sobre estes temas.

Análise de palavras-chave

A análise das palavras-chave dos artigos incluídos na presente análise permitiu identificar tópicos emergentes e as tendências de pesquisa na área dos CAD e da PDM. Palavras-chave como “depressão”, “Alzheimer” e “ansiedade” destacaram-se, refletindo os principais focos de investigação. Estudos anteriores têm demonstrado a elevada prevalência e comorbilidade entre estas perturbações (Cairney et al., 2008; Linnemann & Lang, 2020). A comorbilidade com estas doenças tem consequências como, agravamento dos sintomas cognitivos, aumento do sofrimento emocional, maior risco de isolamento social, dificuldades no tratamento, redução da qualidade de vida e prognóstico reservado (Linnemann & Lang, 2020). Curiosamente, o Alzheimer parece ser uma condição na qual a investigação se tem dedicado. Isto pode ser explicado pelo aumento do nível médio de vida (Linnemann & Lang, 2020) e pela necessidade de fornecer e adaptar os cuidados de saúde a esta população (Linnemann & Lang, 2020).

Um elemento relevante na análise de palavras-chave foi a inclusão das palavras-chave *plus*. Estas palavras, caracterizam-se por não aparecem diretamente nas palavras-chave dos artigos, pelo que se caracterizam por ser um indicador que extrai informação relevante sobre o artigo (Zhang et al., 2015). Serve como um indicador adicional dos tópicos de interesse para os investigadores e para o campo de estudo (Zhang et al., 2015). Este método permitiu uma compreensão mais ampla dos tópicos investigados, mostrando que,

para além dos temas diretamente abordados, há áreas adjacentes de interesse que se revelam cruciais para o avanço do conhecimento sobre os CAD e a PDM. As palavras-plus identificadas com maior prevalência foram “female”, “human” e “male”. Isto, parece sugerir um interesse na análise de género e prevalência da PDM e suas comorbilidades.

Estudos anteriores sobre a prevalência por género sugerem uma maior prevalência da PDM em mulheres do que em homens (Ferrari et al., 2013). Isto poderá ser explicado por uma combinação de fatores biológicos, hormonais, psicossociais e culturais (Ferrari et al., 2013). Psicossocialmente, as mulheres podem enfrentar desafios relacionados com o seu papel na sociedade, desigualdade e sobrecarga emocional, e além disso, os fatores culturais podem influenciar a forma como as mulheres lidam com o stresse, aumentando a prevalência desta perturbação (Ferrari et al., 2013).

As implicações deste método permitiram identificar tendências emergentes e interseções interdisciplinares que não estariam tão claras com a análise tradicional das palavras-chave, como possivelmente o interesse em estudos sobre o género. Estudos anteriores demonstraram que mulheres experienciam discriminação, ao nível da remuneração, funções, educação, tomada de decisão e progressão da carreira (Belingheri et al., 2021). Neste contexto, investigadores têm-se dedicado a perceber esta temática e as suas consequências (Belingheri et al., 2021), o que sugere ser uma tendência de investigações futura, e a inclusão dos CAD para a avaliação da PDM pode ser uma ferramenta promissora para a identificação desta condição. Assim, estas palavras, ao serem incluídas na análise, parecem sugerir a interligação, extensão e novos contributos da aplicabilidade dos CAD.

Globalmente, os nossos resultados sugerem que os CAD têm um potencial significativo para transformar os processos de avaliação e diagnóstico da PDM, proporcionando uma abordagem mais precisa, eficiente e acessível. Contudo, a sua implementação eficaz requer a superação de desafios relacionados com a qualidade dos

dados, a adaptabilidade aos diferentes contextos culturais e a necessidade de formação contínua de profissionais de saúde (Alarcón, 2009; Gibbons et al., 2016). A evolução da investigação sobre os CAD, juntamente com o aumento da sua aplicação em diferentes áreas da saúde mental, sugere que estas tecnologias estão a ganhar terreno como uma alternativa viável aos métodos de diagnóstico tradicionais, que são frequentemente demorados e variáveis (Gibbons et al., 2016). Deste modo, é essencial continuar a investigar a validade e a utilidade dos CAD nos diferentes contextos culturais e populacionais, bem como a sua integração com outras tecnologias emergentes, como a inteligência artificial e os sistemas de monitorização digital (Aldoseri et al., 2023; Parag et al., 2023). Estas inovações podem oferecer novas perspetivas para melhorar a precisão diagnóstica, a personalização do tratamento e a avaliação global das perturbações mentais, contribuindo para um sistema de saúde mais eficaz e equitativo (Gibbons et al., 2016).

Porém, apesar dos insights sobre a eficácia e a adaptabilidade dos CAD e a PDM os resultados do presente estudo devem ser interpretados com alguma cautela. Na execução das análises, apenas foi utilizada uma base de dados, a SCOPUS, o que pode ter limitado o número de artigos encontrados, bem como impactado os outros indicadores bibliométricos extraídos e analisados. Assim, sugere-se que em próximos estudos bibliométricos, sejam incluídas mais bases de dados como por exemplo, a *Web of Science*.

Paralelamente, neste estudo, apenas foi incluído a análise dos indicadores bibliométricos quantitativos que avaliam a atividade e o impacto científico. Deste modo, sugere-se a inclusão de outros indicadores como a modelagem de resumos, que consiste numa abordagem que permitiria uma análise ainda mais detalhada dos temas emergentes neste domínio de investigação sobre os CAD e a depressão e orientaria novas investigações.

Em suma, verifica-se que os CAD são amplamente aplicáveis na prática clínica, nos diversos contextos, oferecendo uma estrutura padronizada para diagnosticar a PDM. A sua

eficácia consiste na capacidade de garantir a consistência no diagnóstico entre profissionais e na adaptação contínua aos avanços da ciência. No contexto da PDM, os CAD facilitam a identificação dos sintomas, a compreensão de comorbidades e o planeamento de tratamentos personalizados, contribuindo para uma abordagem mais precisa e eficaz no controlo da PDM.

Conclusão

Este estudo teve como objetivo, através de uma análise bibliométrica (Chen et al., 2023; Donthu et al., 2021) explorar a eficácia e a aplicabilidade dos CAD no diagnóstico da PDM. Ao longo do trabalho percebeu-se que os CAD não só apresentam utilidade no diagnóstico da PDM como também em várias outras perturbações do foro psiquiátrico e neurológico.

A PDM e as comorbidades a ela associada têm-se tornado um campo de investigação cada vez mais estimulante pelo que se verifica um crescimento da produção científica na última década, bem como a colaboração entre diversos investigadores. (Cairney et al., 2008). Esta análise bibliométrica permitiu ainda identificar os principais autores, revistas e temas de investigação que moldam este campo de investigação com ênfase em tópicos emergentes e inter-relacionados.

Assim, numa realidade onde o aumento da prevalência de estados depressivos na população – sobretudo nos países desenvolvidos – e comprovado risco de aumento de comorbidades (Steffen et al., 2020) bem como o aumento da esperança média de vida (Linnemann & Lang, 2020), são notórios os elevadíssimos custos e responsabilidades que este tipo de patologias acarreta do ponto de vista económico, social, familiar e político (OMS, 2023). Assim, é urgente desenvolver e aprimorar estratégias de avaliação e diagnóstico eficazes (Gibbons et al., 2013; Gibbons et al., 2016).

Neste sentido, o desenvolvimento e adoção de tecnologias que permitam comprimir grandes conjuntos de dados num algoritmo intuitivo, adaptável e personalizável como os CAD (Gibbons et al., 2016) reveste-se cada vez mais de uma importância vital.

Porém, apesar do interesse crescente sobre os CAD, estes ainda não são grandemente utilizados na prática clínica e é essencial reconhecer que existem limitações na implementação generalizada dos CAD (Gibbons et al., 2013) e que mais estudos são necessários para estender a aplicabilidade dos CAD a outras perturbações e para validar a sua eficácia em diferentes populações e ambientes clínicos (Shatte et al., 2019).

Assim, este estudo não só sublinha a importância do desenvolvimento contínuo de ferramentas adaptativas, como também sugere que o futuro da investigação no âmbito da avaliação e diagnóstico passará pela integração de novas tecnologias que permitam uma compreensão mais aprofundada das interações dinâmicas entre os sintomas.

Referências Bibliográficas

- Acharya, U. R., Sudarshan, V. K., Adeli, H., Santhosh, J., Koh, J. E., Puthankatti, S. D., & Adeli, A. (2015). A Novel Depression Diagnosis Index Using Nonlinear Features in EEG Signals. *Eur Neurol*, 74(1-2), 79-83. <https://doi.org/10.1159/000438457>
- Al-antari, M. A. (2024). Advancements in Artificial Intelligence for Medical Computer-Aided Diagnosis. *Diagnostics*, 14(12), 1265. <https://www.mdpi.com/2075-4418/14/12/1265>
- Alarcón, R. D. (2009). Culture, cultural factors and psychiatric diagnosis: review and projections. *World Psychiatry*, 8(3), 131-139. <https://doi.org/10.1002/j.2051-5545.2009.tb00233.x>
- Aldoseri, A., Al-Khalifa, K. N., & Hamouda, A. M. (2023). Re-Thinking Data Strategy and Integration for Artificial Intelligence: Concepts, Opportunities, and Challenges. *Applied Sciences*, 13(12), 7082. <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/12/7082>
- American Psychiatric Association. (2013). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders: DSM-5™, 5th ed* [doi:10.1176/appi.books.9780890425596]. American Psychiatric Publishing, Inc. <https://doi.org/10.1176/appi.books.9780890425596>
- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959-975. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>
- Assefa, S., & Rorissa, A. (2013). A Bibliometric Mapping of the Structure of STEM Education using Co-Word Analysis. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 64. <https://doi.org/10.1002/asi.22917>
- Bagby, R. M., Ryder, A. G., Schuller, D. R., & Marshall, M. B. (2004). The Hamilton Depression Rating Scale: has the gold standard become a lead weight? *Am J Psychiatry*, 161(12), 2163-2177. <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.161.12.2163>

- Beck, A. T., Steer, R. A., & Brown, G. (1996). Beck Depression Inventory–II (BDI-II). *APA PsycTests*.
- Beck, A. T., Steer, R. A., & Carbin, M. G. (1988). Psychometric properties of the Beck Depression Inventory: Twenty-five years of evaluation. *Clinical Psychology Review*, 8(1), 77-100. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0272-7358\(88\)90050-5](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0272-7358(88)90050-5)
- Belingeri, P., Chiarello, F., Fonzetti Colladon, A., & Rovelli, P. (2021). Twenty years of gender equality research: A scoping review based on a new semantic indicator. *PloS one*, 16(9), e0256474. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0256474>
- Belus, J. M., Muanido, A., Cumbe, V. F. J., Manaca, M. N., & Wagenaar, B. H. (2022). Psychometric Validation of a Combined Assessment for Anxiety and Depression in Primary Care in Mozambique (CAD-MZ). *Assessment*, 29(8), 1890-1900. <https://doi.org/10.1177/10731911211032285>
- Blinder, B. J., Cumella, E. J., & Sanathara, V. A. (2006). Psychiatric comorbidities of female inpatients with eating disorders. *Psychosom Med*, 68(3), 454-462. <https://doi.org/10.1097/01.psy.0000221254.77675.f5>
- Bock, R. D., & Gibbons, R. D. (2021). *Item Response Theory*. John Wiley & Sons Inc. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/9781119716723.biblio>
- Borsboom D. (2017). A network theory of mental disorders. *World Psychiatry: official journal of the World Psychiatric Association (WPA)*, 16(1), 5-13. <https://doi.org/10.1002/wps.20375>
- Brenner, L. A., Betthauser, L. M., Penzenik, M., Germain, A., Li, J. J., Chattopadhyay, I., Frank, E., Kupfer, D. J., & Gibbons, R. D. (2021). Development and Validation of Computerized Adaptive Assessment Tools for the Measurement of Posttraumatic Stress Disorder Among US Military Veterans. *JAMA Network Open*, 4(7), e2115707-e2115707. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2021.15707>

- Bueno-Notivol, J., Gracia-García, P., Olaya, B., Lasheras, I., López-Antón, R., & Santabárbara, J. (2021). Prevalence of depression during the COVID-19 outbreak: A meta-analysis of community-based studies. *Int J Clin Health Psychol*, 21(1), 100196. <https://doi.org/10.1016/j.ijchp.2020.07.007>
- Byers, A. L., & Yaffe, K. (2011). Depression and risk of developing dementia. *Nat Rev Neurol*, 7(6), 323-331. <https://doi.org/10.1038/nrneurol.2011.60>
- Cai, H., Xie, X. M., Zhang, Q., Cui, X., Lin, J. X., Sim, K., Ungvari, G. S., Zhang, L., & Xiang, Y. T. (2021). Prevalence of Suicidality in Major Depressive Disorder: A Systematic Review and Meta-Analysis of Comparative Studies. *Front Psychiatry*, 12, 690130. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2021.690130>
- Cairney, J., Corna, L. M., Veldhuizen, S., Herrmann, N., & Streiner, D. L. (2008). Comorbid depression and anxiety in later life: patterns of association, subjective well-being, and impairment. *Am J Geriatr Psychiatry*, 16(3), 201-208. <https://doi.org/10.1097/JGP.0b013e3181602a4a>
- Caspi, A., Houts, R. M., Belsky, D. W., Goldman-Mellor, S. J., Harrington, H., Israel, S., Meier, M. H., Ramrakha, S., Shalev, I., Poulton, R., & Moffitt, T. E. (2013). The p Factor: One General Psychopathology Factor in the Structure of Psychiatric Disorders? *Clinical Psychological Science*, 2(2), 119-137. <https://doi.org/10.1177/2167702613497473>
- Char Danton, S., Shah Nigam, H., & Magnus, D. (2018). Implementing Machine Learning in Health Care — Addressing Ethical Challenges. *New England Journal of Medicine*, 378(11), 981-983. <https://doi.org/10.1056/NEJMp1714229>
- Chen, C. (2006). CiteSpace II: Detecting and visualizing emerging trends and transient patterns in scientific literature. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 57, 359-377. <https://doi.org/10.1002/asi.20317>

- Chen, G., & Xiao, L. (2016). Selecting publication keywords for domain analysis in bibliometrics: A comparison of three methods. *Journal of Informetrics*, *10*(1), 212-223. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.joi.2016.01.006>
- Chen, J. L., Duan, X. F., Zheng, L. N., Nie, X. F., & Zhang, Q. (2023). Bibliometric analysis of post-traumatic growth after childbirth. *J Obstet Gynaecol Res*, *49*(7), 1770-1777. <https://doi.org/10.1111/jog.15675>
- 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. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.im.2011.09.004>
- Costa, T., Lopes, S., & Fernández-Llimós, F. (2012). *A Bibliometria e a Avaliação da Produção Científica: indicadores e ferramentas*. A. e. D. Associação Portuguesa de Bibliotecários. <http://hdl.handle.net/10400.26/4620>
- Cuijpers, P., Karyotaki, E., Weitz, E., Andersson, G., Hollon, S. D., & van Straten, A. (2014). The effects of psychotherapies for major depression in adults on remission, recovery and improvement: a meta-analysis. *J Affect Disord*, *159*, 118-126. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2014.02.026>
- Demyttenaere, K., & Van Duppen, Z. (2019). The Impact of (the Concept of) Treatment-Resistant Depression: An Opinion Review. *Int J Neuropsychopharmacol*, *22*(2), 85-92. <https://doi.org/10.1093/ijnp/pyy052>
- Donthu, N., Kumar, S., Mukherjee, D., Pandey, N., & Lim, W. M. (2021). How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, *133*, 285-296. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.070>
- Fava, M., & Kendler, K. S. (2000). Major depressive disorder. *Neuron*, *28*(2), 335-341. [https://doi.org/10.1016/s0896-6273\(00\)00112-4](https://doi.org/10.1016/s0896-6273(00)00112-4)

- Ferrari, A. J., Charlson, F. J., Norman, R. E., Patten, S. B., Freedman, G., Murray, C. J., Vos, T., & Whiteford, H. A. (2013). Burden of depressive disorders by country, sex, age, and year: findings from the global burden of disease study 2010. *PLoS Med*, *10*(11), e1001547. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1001547>
- First, M. B., Williams, J. B. W., Karg, R. S., & Spitzer, R. L. (2016). *Structured Clinical Interview for DSM-5 Disorders—Clinician Version (SCID-5-CV)*. American Psychiatric Association Publishing.
- Fried, E. I. (2017). The 52 symptoms of major depression: Lack of content overlap among seven common depression scales. *J Affect Disord*, *208*, 191-197. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2016.10.019>
- Fried, E. I., & Nesse, R. M. (2015). Depression is not a consistent syndrome: An investigation of unique symptom patterns in the STAR*D study. *J Affect Disord*, *172*, 96-102. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2014.10.010>
- Fujita, H. (2020). AI-based computer-aided diagnosis (AI-CAD): the latest review to read first. *Radiological Physics and Technology*, *13*(1), 6-19. <https://doi.org/10.1007/s12194-019-00552-4>
- Gardner, W., Shear, K., Kelleher, K. J., Pajer, K. A., Mammen, O., Buysse, D., & Frank, E. (2004). Computerized adaptive measurement of depression: a simulation study. *BMC Psychiatry*, *4*, 13. <https://doi.org/10.1186/1471-244x-4-13>
- Geurts, P., Ernst, D., & Wehenkel, L. (2006). Extremely randomized trees. *Machine learning*, *63*(1), 3-42. <https://doi.org/10.1007/s10994-006-6226-1>
- Gibbons, R. D., Chattopadhyay, I., Meltzer, H. Y., Kane, J. M., & Guinart, D. (2022). Development of a computerized adaptive diagnostic screening tool for psychosis. *Schizophr Res*, *245*, 116-121. <https://doi.org/10.1016/j.schres.2021.03.020>

- Gibbons, R. D., Hooker, G., Finkelman, M. D., Weiss, D. J., Pilkonis, P. A., Frank, E., Moore, T., & Kupfer, D. J. (2013). The computerized adaptive diagnostic test for major depressive disorder (CAD-MDD): a screening tool for depression. *J Clin Psychiatry, 74*(7), 669-674. <https://doi.org/10.4088/JCP.12m08338>
- Gibbons, R. D., Weiss, D. J., Frank, E., & Kupfer, D. (2016). Computerized Adaptive Diagnosis and Testing of Mental Health Disorders. *Annu Rev Clin Psychol, 12*, 83-104. <https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-021815-093634>
- Gibbons, R. D., Weiss, D. J., Pilkonis, P. A., Frank, E., Moore, T., Kim, J. B., & Kupfer, D. J. (2012). Development of a computerized adaptive test for depression. *Arch Gen Psychiatry, 69*(11), 1104-1112. <https://doi.org/10.1001/archgenpsychiatry.2012.14>
- Goldberg, D. (2011). A heterogeneidade da “depressão maior”. *World Psychiatry, 10*, 226-228. <https://doi.org/10.1002/j.2051-5545.2011.tb00061.x>
- Hamid, N., Portnoy, J. M., & Pandya, A. (2023). Computer-Assisted Clinical Diagnosis and Treatment. *Current Allergy and Asthma Reports, 23*(9), 509-517. <https://doi.org/10.1007/s11882-023-01097-8>
- Hamilton, M. (1960). A rating scale for depression. *J Neurol Neurosurg Psychiatry, 23*(1), 56-62. <https://doi.org/10.1136/jnnp.23.1.56>
- Haroz, E. E., Ritchey, M., Bass, J. K., Kohrt, B. A., Augustinavicius, J., Michalopoulos, L., Burkey, M. D., & Bolton, P. (2017). How is depression experienced around the world? A systematic review of qualitative literature. *Soc Sci Med, 183*, 151-162. <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2016.12.030>
- Harris, E. C., & Barraclough, B. (1997). Suicide as an outcome for mental disorders. A meta-analysis. *Br J Psychiatry, 170*, 205-228. <https://doi.org/10.1192/bjp.170.3.205>
- Heradio, R., Perez-Morago, H., Fernandez-Amoros, D., Javier Cabrerizo, F., & Herrera-Viedma, E. (2016). A bibliometric analysis of 20 years of research on software

- product lines. *Information and Software Technology*, 72, 1-15.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.infsof.2015.11.004>
- Hirschfeld, R. M. (2001). The Comorbidity of Major Depression and Anxiety Disorders: Recognition and Management in Primary Care. *Prim Care Companion J Clin Psychiatry*, 3(6), 244-254. <https://doi.org/10.4088/pcc.v03n0609>
- Hudson, J. I., Hiripi, E., Pope, H. G., Jr., & Kessler, R. C. (2007). The prevalence and correlates of eating disorders in the National Comorbidity Survey Replication. *Biol Psychiatry*, 61(3), 348-358. <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2006.03.040>
- Huebner, A. (2010). An overview of recent developments in cognitive diagnostic computer adaptive assessments. *Practical Assessment, Research and Evaluation*, 15.
- Hulvershorn, L. A., Adams, Z. W., Smoker, M. P., Aalsma, M. C., & Gibbons, R. D. (2022). Development of a computerized adaptive substance use disorder scale for screening, measurement and diagnosis – The CAT-SUD-E. *Drug and Alcohol Dependence Reports*, 3, 100047. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.dadr.2022.100047>
- Hwang, H. J., Jang, J. W., Jo, H., & Lee, J. Y. (2020). Trend to equilibrium for the kinetic Fokker-Planck equation via the neural network approach. *Journal of Computational Physics*, 419, 109665. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jcp.2020.109665>
- Ishak, W. W. (2008). Outcome Assessment in Depression. *Psychiatric Times*, 25(10).
- Isometsä, E. (2014). Suicidal behaviour in mood disorders--who, when, and why? *Can J Psychiatry*, 59(3), 120-130. <https://doi.org/10.1177/070674371405900303>
- Kessler, R. C., Berglund, P., Demler, O., Jin, R., Merikangas, K. R., & Walters, E. E. (2005). Lifetime Prevalence and Age-of-Onset Distributions of DSM-IV Disorders in the National Comorbidity Survey Replication. *Archives of General Psychiatry*, 62(6), 593-602. <https://doi.org/10.1001/archpsyc.62.6.593>

- Kessler, R. C., Chiu, W. T., Demler, O., Merikangas, K. R., & Walters, E. E. (2005). Prevalence, severity, and comorbidity of 12-month DSM-IV disorders in the National Comorbidity Survey Replication. *Arch Gen Psychiatry*, *62*(6), 617-627. <https://doi.org/10.1001/archpsyc.62.6.617>
- Khoury, B., Langer, E. J., & Pagnini, F. (2014). The DSM: mindful science or mindless power? A critical review. *Front Psychol*, *5*, 602. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.00602>
- Kitching, D. (2015). Depression in dementia. *Aust Prescr*, *38*(6), 209-211. <https://doi.org/10.18773/austprescr.2015.071>
- Köhnen, M., Dreier, M., Seeralan, T., Kriston, L., Härter, M., Baumeister, H., & Liebherz, S. (2021). Evidence on Technology-Based Psychological Interventions in Diagnosed Depression: Systematic Review. *JMIR Ment Health*, *8*(2), e21700. <https://doi.org/10.2196/21700>
- Korczyn, A. D., & Halperin, I. (2009). Depression and dementia. *Journal of the Neurological Sciences*, *283*(1), 139-142. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jns.2009.02.346>
- Kraemer, H. C., Kupfer, D. J., Clarke, D. E., Narrow, W. E., & Regier, D. A. (2012). DSM-5: how reliable is reliable enough? *Am J Psychiatry*, *169*(1), 13-15. <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.2011.11010050>
- Kroenke, K., Spitzer, R. L., & Williams, J. B. (2001). The PHQ-9: validity of a brief depression severity measure. *J Gen Intern Med*, *16*(9), 606-613. <https://doi.org/10.1046/j.1525-1497.2001.016009606.x>
- Krueger, R. F. (1999). The structure of common mental disorders. *Arch Gen Psychiatry*, *56*(10), 921-926. <https://doi.org/10.1001/archpsyc.56.10.921>

- Krueger, R. F., Caspi, A., Moffitt, T. E., & Silva, P. A. (1998). The structure and stability of common mental disorders (DSM-III-R): a longitudinal-epidemiological study. *J Abnorm Psychol*, *107*(2), 216-227. <https://doi.org/10.1037//0021-843x.107.2.216>
- Kupfer, D. J., Frank, E., & Phillips, M. L. (2012). Major depressive disorder: new clinical, neurobiological, and treatment perspectives. *Lancet*, *379*(9820), 1045-1055. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(11\)60602-8](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(11)60602-8)
- Lee, H.-T., Cheon, H.-R., Lee, S.-H., Shim, M., & Hwang, H.-J. (2023). Risk of data leakage in estimating the diagnostic performance of a deep-learning-based computer-aided system for psychiatric disorders. *Scientific Reports*, *13*(1), 16633. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-43542-8>
- Leming, M. J., Bron, E. E., Bruffaerts, R., Ou, Y., Iglesias, J. E., Gollub, R. L., & Im, H. (2023). Challenges of implementing computer-aided diagnostic models for neuroimages in a clinical setting. *npj Digital Medicine*, *6*(1), 129. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00868-x>
- Lépine, J. P., & Briley, M. (2011). The increasing burden of depression. *Neuropsychiatr Dis Treat*, *7*(Suppl 1), 3-7. <https://doi.org/10.2147/ndt.S19617>
- Leydesdorff, L., & Wagner, C. S. (2008). International collaboration in science and the formation of a core group. *Journal of Informetrics*, *2*(4), 317-325. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.joi.2008.07.003>
- Lim, G. Y., Tam, W. W., Lu, Y., Ho, C. S., Zhang, M. W., & Ho, R. C. (2018). Prevalence of Depression in the Community from 30 Countries between 1994 and 2014. *Sci Rep*, *8*(1), 2861. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-21243-x>
- Linnemann, C., & Lang, U. E. (2020). Pathways Connecting Late-Life Depression and Dementia [Review]. *Frontiers in Pharmacology*, *11*.

<https://www.frontiersin.org/journals/pharmacology/articles/10.3389/fphar.2020.002>

79

- Liu, H.-Y., You, X.-F., Wang, W.-Y., Ding, S.-L., & Chang, H.-H. (2013). The Development of Computerized Adaptive Testing with Cognitive Diagnosis for an English Achievement Test in China. *Journal of Classification*, 30(2), 152-172. <https://doi.org/10.1007/s00357-013-9128-5>
- Massie, M. J. (2004). Prevalence of depression in patients with cancer. *J Natl Cancer Inst Monogr*(32), 57-71. <https://doi.org/10.1093/jncimonographs/lgh014>
- Mazza, M. G., Palladini, M., Poletti, S., & Benedetti, F. (2022). Post-COVID-19 Depressive Symptoms; Epidemiology, Pathophysiology, and Pharmacological Treatment. *CNS drugs*, 36(7), 681-702. <https://doi.org/10.1007/s40263-022-00931-3>
- Mezuk, B., Eaton, W. W., Albrecht, S., & Golden, S. H. (2008). Depression and type 2 diabetes over the lifespan: a meta-analysis. *Diabetes Care*, 31(12), 2383-2390. <https://doi.org/10.2337/dc08-0985>
- Mohr, D. C., Weingardt, K. R., Reddy, M., & Schueller, S. M. (2017). Three Problems With Current Digital Mental Health Research . . . and Three Things We Can Do About Them. *Psychiatr Serv*, 68(5), 427-429. <https://doi.org/10.1176/appi.ps.201600541>
- Montgomery, S. A., & Asberg, M. (1979). A new depression scale designed to be sensitive to change. *Br J Psychiatry*, 134, 382-389. <https://doi.org/10.1192/bjp.134.4.382>
- Moore, T. M., Calkins, M. E., Satterthwaite, T. D., Roalf, D. R., Rosen, A. F. G., Gur, R. C., & Gur, R. E. (2019). Development of a computerized adaptive screening tool for overall psychopathology ("p"). *J Psychiatr Res*, 116, 26-33. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2019.05.028>

- Obermeyer, Z., Powers, B., Vogeli, C., & Mullainathan, S. (2019). Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. *Science*, 366(6464), 447-453. <https://doi.org/10.1126/science.aax2342>
- Olmeda Gomez, C. P. R., A.; Ovalle Perandone, M. A.,. (2008). Estructura de las redes de colaboración científica entre las universidades españolas. *Ibersid*, 129-140.
- Organização Mundial de Saúde. (2001). *Classificação Estatística Internacional de Doenças e Problemas Relacionados à Saúde, 10ª Revisão (CID-10)*. Organização Mundial da Saúde. <https://www.who.int/classifications/icd/en/>
- Organização Mundial de Saúde. (2017). *Depression and other common mental disorders: Global health estimates*. W. H. Organization. <https://www.who.int/publications/i/item/depression-global-health-estimates>
- Organização Mundial de Saúde. (2019). *Classificação internacional de doenças para estatísticas de mortalidade e morbidade (11ª revisão)* <https://icd.who.int/pt>
- Organização Mundial de Saúde. (2020). *Estatísticas mundiais de saúde 2020: monitorizando a saúde para os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS)*. Organização Mundial de Saúde. <https://apps.who.int/iris/handle/10665/332070>
- Organização Mundial de Saúde. (2023). *Classificação Internacional de Doenças para Estatísticas de Mortalidade e Morbidade (11ª Revisão)*. Organização Mundial de Saúde. <https://icd.who.int/browse11/l-m/en>
- Parag, N., Govender, R., & Ally, S. B.,. (2023). Promoting Cultural Inclusivity in Healthcare Artificial Intelligence: A Framework for Ensuring Diversity. *Health Management, Policy and Innovation (HMPI)*, 8. <https://www.HMPI.org> (3)
- Patel, V., Saxena, S., Lund, C., Thornicroft, G., Baingana, F., Bolton, P., Chisholm, D., Collins, P. Y., Cooper, J. L., Eaton, J., Herrman, H., Herzallah, M. M., Huang, Y., Jordans, M. J. D., Kleinman, A., Medina-Mora, M. E., Morgan, E., Niaz, U.,

- Omigbodun, O., . . . Unützer, J. (2018). The Lancet Commission on global mental health and sustainable development. *Lancet*, *392*(10157), 1553-1598. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(18\)31612-x](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(18)31612-x)
- Penninx, B. W. (2017). Depression and cardiovascular disease: Epidemiological evidence on their linking mechanisms. *Neurosci Biobehav Rev*, *74*(Pt B), 277-286. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2016.07.003>
- Phillips, M. R., Zhang, J., Shi, Q., Song, Z., Ding, Z., Pang, S., Li, X., Zhang, Y., & Wang, Z. (2009). Prevalence, treatment, and associated disability of mental disorders in four provinces in China during 2001-05: an epidemiological survey. *Lancet*, *373*(9680), 2041-2053. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(09\)60660-7](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(09)60660-7)
- Pitman, A., Suleman, S., Hyde, N., & Hodgkiss, A. (2018). Depression and anxiety in patients with cancer. *Bmj*, *361*, k1415. <https://doi.org/10.1136/bmj.k1415>
- Proudfoot, J. G. (2004). Computer-based treatment for anxiety and depression: is it feasible? Is it effective? *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, *28*(3), 353-363. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2004.03.008>
- Regier, D. A., Narrow, W. E., Clarke, D. E., Kraemer, H. C., Kuramoto, S. J., Kuhl, E. A., & Kupfer, D. J. (2013). DSM-5 field trials in the United States and Canada, Part II: test-retest reliability of selected categorical diagnoses. *Am J Psychiatry*, *170*(1), 59-70. <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.2012.12070999>
- Satin, J. R., Linden, W., & Phillips, M. J. (2009). Depression as a predictor of disease progression and mortality in cancer patients: a meta-analysis. *Cancer*, *115*(22), 5349-5361. <https://doi.org/10.1002/cncr.24561>
- Shatte, A. B. R., Hutchinson, D. M., & Teague, S. J. (2019). Machine learning in mental health: a scoping review of methods and applications. *Psychol Med*, *49*(9), 1426-1448. <https://doi.org/10.1017/s0033291719000151>

- Shortliffe, E. H., & Sepúlveda, M. J. (2018). Clinical Decision Support in the Era of Artificial Intelligence. *Jama*, 320(21), 2199-2200. <https://doi.org/10.1001/jama.2018.17163>
- Silverstone, P. H. (1996). Concise assessment for depression (CAD): a brief screening approach to depression in the medically ill. *J Psychosom Res*, 41(2), 161-170. [https://doi.org/10.1016/0022-3999\(96\)00063-3](https://doi.org/10.1016/0022-3999(96)00063-3)
- Steffen, A., Nübel, J., Jacobi, F., Bätzing, J., & Holstiege, J. (2020). Mental and somatic comorbidity of depression: a comprehensive cross-sectional analysis of 202 diagnosis groups using German nationwide ambulatory claims data. *BMC Psychiatry*, 20(1), 142. <https://doi.org/10.1186/s12888-020-02546-8>
- Stice, E., Rohde, P., Gau, J., & Shaw, H. (2009). An effectiveness trial of a dissonance-based eating disorder prevention program for high-risk adolescent girls. *J Consult Clin Psychol*, 77(5), 825-834. <https://doi.org/10.1037/a0016132>
- Su, H.-n., & Lee, P.-C. (2010). Mapping knowledge structure by keyword co-occurrence: A first look at journal papers in Technology Foresight. *Scientometrics*, 85, 65-79. <https://doi.org/10.1007/s11192-010-0259-8>
- Swanson, S. A., Crow, S. J., Le Grange, D., Swendsen, J., & Merikangas, K. R. (2011). Prevalence and correlates of eating disorders in adolescents. Results from the national comorbidity survey replication adolescent supplement. *Arch Gen Psychiatry*, 68(7), 714-723. <https://doi.org/10.1001/archgenpsychiatry.2011.22>
- Swendsen, J., Conway, K. P., Degenhardt, L., Glantz, M., Jin, R., Merikangas, K. R., Sampson, N., & Kessler, R. C. (2010). Mental disorders as risk factors for substance use, abuse and dependence: results from the 10-year follow-up of the National Comorbidity Survey. *Addiction*, 105(6), 1117-1128. <https://doi.org/10.1111/j.1360-0443.2010.02902.x>

- Tetsuka, S. (2021). Depression and Dementia in Older Adults: A Neuropsychological Review. *Aging Dis*, 12(8), 1920-1934. <https://doi.org/10.14336/ad.2021.0526>
- Tolin, D., McKay, D., Forman, E., Klonsky, E. D., & Thombs, B. (2015). Empirically Supported Treatment: Recommendations for a New Model. *Clinical Psychology: Science and Practice*, 22, n/a-n/a. <https://doi.org/10.1111/cpsp.12122>
- Vermunt, J. K., & Magidson, J. (2005). Factor Analysis With Categorical Indicators: A Comparison Between Traditional and Latent Class Approaches. In *New developments in categorical data analysis for the social and behavioral sciences*. (pp. 41-62). Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- Vindegaard, N., & Benros, M. E. (2020). COVID-19 pandemic and mental health consequences: Systematic review of the current evidence. *Brain Behav Immun*, 89, 531-542. <https://doi.org/10.1016/j.bbi.2020.05.048>
- Wang, C., Pan, R., Wan, X., Tan, Y., Xu, L., McIntyre, R. S., Choo, F. N., Tran, B., Ho, R., Sharma, V. K., & Ho, C. (2020). A longitudinal study on the mental health of general population during the COVID-19 epidemic in China. *Brain, Behavior, and Immunity*, 87, 40-48. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.bbi.2020.04.028>
- Wiens, J., Saria, S., Sendak, M., Ghassemi, M., Liu, V. X., Doshi-Velez, F., Jung, K., Heller, K., Kale, D., Saeed, M., Ossorio, P. N., Thadaney-Israni, S., & Goldenberg, A. (2019). Do no harm: a roadmap for responsible machine learning for health care. *Nat Med*, 25(9), 1337-1340. <https://doi.org/10.1038/s41591-019-0548-6>
- Williams, J. B., Kobak, K. A., Bech, P., Engelhardt, N., Evans, K., Lipsitz, J., Olin, J., Pearson, J., & Kalali, A. (2008). The GRID-HAMD: standardization of the Hamilton Depression Rating Scale. *Int Clin Psychopharmacol*, 23(3), 120-129. <https://doi.org/10.1097/YIC.0b013e3282f948f5>

- Yurtçu, M., & Güzeller, C. (2021). Bibliometric Analysis of Articles on Computerized Adaptive Testing. *Participatory Educational Research*, 8, 426-438.
<https://doi.org/10.17275/per.21.98.8.4>
- Zhang, J., Yu, Q., Zheng, F., Azad, C. L., Lu, Z., & Duan, Z. (2015). Comparing keywords plus of WOS and author keywords: A case study of patient adherence research. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 67.
<https://doi.org/10.1002/asi.23437>
- Zimmerman, M., Chelminski, I., Young, D., Dalrymple, K., & Martinez, J. H. (2014). A clinically useful self-report measure of the DSM-5 mixed features specifier of major depressive disorder. *J Affect Disord*, 168, 357-362.
<https://doi.org/10.1016/j.jad.2014.07.021>