



SISTEMAS DE ALERTA PRECOCE PARA CRISES FINANCEIRAS: UMA REVISÃO DE ESCOPO

Renato Salvador Coutinho¹

Paulo Maurício Selig²

Aran B. Tcholakian Morales³

Abstract: *The potential causes of financial crises and their effects on citizens' lives have sparked significant interest among the academic community and central banks, aiming to detect their occurrence early enough to enable timely intervention. Given the relevance of the topic, this study aims to map the scientific production related to Early Warning Systems (EWS) for systemic Financial Crises. The scoping review was identified as an appropriate methodological approach for this task, based on evidence found in this particularly new, heterogeneous, and complex body of research. As a result, a tendency to explore the potential of new indicators was observed, although those already established also remain important. Finally, trends indicate a shift in EWS from traditional approaches towards Artificial Intelligence.*

Keywords: *Early Warning Systems; Financial Crises; Leading Indicators; Scoping Review; Evidence-Based Policy.*

Resumo: As causas potenciais das crises financeiras e seus efeitos na vida dos cidadãos suscitam um elevado interesse da comunidade acadêmica e de bancos centrais no sentido de detectar sua ocorrência suficientemente cedo para possibilitar atuação tempestiva. Dada a relevância do tema, este estudo tem como objetivo mapear a produção científica relativa a Sistemas de Alerta Precoce para Crises Financeiras sistêmicas. A revisão de escopo foi identificada como abordagem metodológica adequada para esta tarefa a partir de evidências encontradas neste corpo de pesquisa particularmente novo, heterogêneo e complexo. Como resultado, observou-se uma propensão a explorar o potencial de novos indicadores, contudo, aqueles já estabelecidos também mantêm sua importância. Por fim, tendências apontam para um movimento dos EWS que se afasta das abordagens tradicionais e se aproxima da Inteligência Artificial.

Palavras-chave: Sistemas de Alerta Precoce; Crises Financeiras; Sinais de Alerta; Revisão de Escopo; Políticas Públicas Baseadas em Evidências.

1. INTRODUÇÃO

A partir da Crise do Subprime, as causas potenciais e os sintomas das crises sistêmicas do mercado financeiro despertaram maior interesse da comunidade de bancos centrais e de acadêmicos (Reinhart & Rogoff, 2009). Tal preocupação pode ter uma de suas raízes no custo

¹ Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Gestão do Conhecimento (PPGEGC) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis (UFSC) – Brasil. ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-2485-4492>. e-mail: renatobcb@gmail.com.br.

² Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Gestão do Conhecimento (PPGEGC) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis (UFSC) – Brasil. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3190-2624>. e-mail: pauloselig@gmail.com.

³Instituto Stela – Florianópolis – Brasil. ORCID <https://orcid.org/0000-0001-8869-1640>. e-mail: aran@stela.org.br.



ciKi Congreso de innovación y gestión del conocimiento

11 y 12 de noviembre 2024

UTPL

EGC

Organización
Universitaria
Internacional

fiscal médio incorrido pelos governos para lidar com crises financeiras sistêmicas, que, de acordo com a estimativa de Laeven e Valencia (2018), em países de alta renda equivale a cerca de 6,7% do PIB, enquanto em países de renda média e baixa monta cerca de 10%.

Conquanto, à primeira vista, pareçam eventos aleatórios, crises financeiras geralmente dão sinais prévios de que vão ocorrer, todavia, identificar um conjunto confiável de padrões comuns à sua ocorrência precocemente não é tarefa simples por vários motivos. Primeiramente, há um conjunto relativamente limitado de crises observadas, o que dificulta uma modelagem robusta e estatisticamente significativa, ademais, os indicadores de crise podem alcançar *status* de alerta quando já é tarde demais para intervir (Alessi & Detken, 2018).

Cabe ressaltar que os instrumentos das políticas macroprudenciais, cujo objetivo consiste em limitar o risco sistêmico, não geram efeitos no curto prazo. Por conseguinte, as autoridades monetárias necessitam que os sinais de alerta sejam detectados com antecedência suficiente para que possam implementar as medidas de prevenção destinadas a reduzir a probabilidade ou atenuar os impactos de riscos potenciais advindos de eventuais crises sistêmicas (Blundell-Wignall & Roulet, 2014).

Em uma revisão sistemática de literatura, Khankeh et al. (2019) destacam o papel cada vez mais reconhecido dos EWS na gestão de risco de desastres, na minimização de perdas econômicas de eventos como terremotos e tsunamis e em várias ações destinadas a reduzir riscos. Adicionalmente, Klopotan et al. (2018), em uma análise bibliométrica sobre EWS aplicados às áreas de administração, economia e finanças, observam que a maioria dos sistemas para previsão de crises financeiras foi desenvolvida após 2010.

Todos esses fatores devidamente ponderados conduzem à formulação da seguinte questão norteadora: Quais são as tendências, os métodos e os padrões de alerta ou índices presentes na literatura relacionada a EWS para crises financeiras sistêmicas? Isto posto, o objetivo deste trabalho é mapear a produção científica relativa a EWS para crises financeiras sistêmicas visando extrair o conhecimento por meio dos conceitos-chave envolvidos em seu desenvolvimento e utilização.

2. CRISES FINANCEIRAS E EARLY WARNING SYSTEMS

Bussiere e Fratzscher (2006) observaram que a partir da sucessão de crises ocorridas na década de 1990, as organizações internacionais e instituições financeiras começaram a desenvolver modelos de EWS com o objetivo de antecipar a ocorrência de crises financeiras e, conseqüentemente, evitar a geração de efeitos sistêmicos. A propósito, Laeven e Valencia (2013)



ciKi Congreso de innovación y
gestión del conocimiento

11 y 12 de noviembre 2024

UTPL

EGC

Organización
Universitaria
Internacional

definem crise financeira como uma situação em que há sinais significativos de dificuldades financeiras e perdas em amplos setores do sistema financeiro.

Lo Duca e. Peltonen (2013) adicionam o conceito de eventos sistêmicos, em que a instabilidade financeira se torna tão generalizada que prejudica o funcionamento do sistema financeiro em tal magnitude que o crescimento econômico e o bem-estar sofrem materialmente. Por oportuno, não poderia ser mais atual a seguinte assertiva: “*Financial crises, like contagious disease, threaten not only the host organism, namely the financial market, but the entire economic environment in which that host resides.*” (Eichengreen & Portes, 1987, p. 3).

A tendência de desenvolvimento de sistemas para antecipação de crises financeiras se intensificou a partir da crise global de 2008, como se pode observar a partir do estudo de Klopota et al. (2018), que afirmam não ter encontrado estudos estruturados anteriores, consideração compartilhada ainda, por Guru (2016) e Galán e Mencía (2021), que caracterizam a pesquisa na área, respectivamente, como literatura esparsa e incipiente. A literatura sobre EWS para crises financeiras tem sua raiz, predominantemente, nos trabalhos de Kaminsky et al. (1998) e Frankel e Rose (1996), cujos modelos utilizam, respectivamente, a abordagem de sinais e modelos de regressão (especificamente, o modelo econométrico Probit).

A primeira abordagem consiste na observação de uma série de variáveis potenciais nos períodos que antecedem as crises em comparação com seus padrões normais de variação, definindo um limiar (“*optimal threshold*”), que, caso seja ultrapassado, sinaliza a aproximação de uma potencial crise. Além da pesquisa original, os trabalhos seminais que representam esse método foram conduzidos por Kaminsky e Reinhart (1999), Goldstein et al. (2000) e Edison (2003), além de uma série de autores que se sucederam utilizando a mesma linha de análise.

Por outro lado, os modelos de regressão, cujas principais técnicas são Probit e Logit, utilizam ferramentas estatísticas para estimar a probabilidade de ocorrência de crise em função de variáveis explicativas. O modelo segue sendo aplicado com algumas variações a partir do trabalho citado anteriormente e os de autores como por exemplo: Eichengreen et al. (1995) e Demirgüç-Kunt e Detragiache (1998), dentre outros.

Mais recentemente, a partir do avanço da capacidade computacional e consequente possibilidade de se processamento de grandes volumes de dados com uma velocidade cada vez maior, observa-se um crescimento significativo no uso de técnicas de *Machine Learning* (ML) no desenvolvimento de EWS para detecção de crises financeiras. Como consequência desse movimento em direção a uma abordagem de ciência de dados em complementação ou até oposição aos modelos puramente econométricos, alguns autores como Alessi e Detken (2018)



e Holopainen e Sarlin (2017) vêm desenvolvendo estudos comparando as técnicas tradicionais a essa nova abordagem.

De acordo com Edison (2003), a construção de um sistema de alerta precoce para crises financeiras requer a delimitação do conceito de crise, a definição do escopo (amostra e conjunto de variáveis) e a escolha do método. Seguindo uma lógica similar, Guru (2016) estabelece como etapas a definição da noção de crise; a elaboração de uma lista de potenciais variáveis explicativas e o estabelecimento dos limiares que definem seu comportamento como sinal de um evento normal ou de crise.

Outra questão relevante, portanto, para esta pesquisa e para a construção de EWS também encontra uma de suas bases no trabalho de Kaminsky et. al (1998). Os autores se concentram em cerca de 20 países entre mercados emergentes e economias desenvolvidas para avaliar a evolução de uma série de variáveis macroeconômicas e financeiras em períodos de crise, que, a partir de sua consolidação em indicadores, são classificados segundo as seguintes categorias: Conta de capital; Perfil de endividamento; Conta corrente; Internacional; Outras variáveis financeiras; Setor real; fiscal; institucional/estrutural; e Política.

Por outro lado, Guru (2016) estabelece três conjuntos de indicadores, quais sejam: macroeconômicos, setor externo e setor financeiro. Já Jemović e Marinković (2021) os dividem em externos, domésticos e financeiros, a partir da definição de crises sistêmicas estabelecida por Laeven e Valencia (2013) e acrescentam que as pesquisas empíricas indicam que diferentes tipos de crises financeiras têm suas raízes em fraquezas semelhantes da economia ou podem ter determinantes comuns, que podem se constituir em evidências sólidas para a tomada de decisão.

Frankel e Saravadelos (2012), por sua vez, em uma pesquisa mais ampla, consolidam os indicadores de alerta precoce significativamente relevantes encontrados na literatura antes de 2008 de acordo com as seguintes categorias: Reservas; Taxa de câmbio real; PIB; Crédito; Conta corrente; Base monetária; Exportação ou importação; Inflação; Retorno sobre o patrimônio; Taxa de juros real; Composição da dívida; Balanço orçamentário; Termos de troca; Contágio; Política / legal; Fluxo de capital; e Dívida externa.

3. ABORDAGEM METODOLÓGICA

A abordagem *Evidence-Based Policy* (EPB) vem crescendo em importância nos meios acadêmico, político e profissional como ferramenta essencial para tomada de decisões e formulação de políticas públicas (Davies, 2012). Independente do debate e das diversas



ciKi Congreso de innovación y gestión del conocimiento

11 y 12 de noviembre 2024

UTPL

EGC

Organización
Universitaria
Iberoamericana

interpretações a respeito do termo, quando se trata, por exemplo, de política macroprudencial, a abordagem se apresenta extremamente adequada (Barwell, 2013).

As revisões de literatura vão ao encontro dessa tendência, entretanto, devem utilizar recursos que se adaptem e apresentem os resultados em formatos diretamente relacionados às necessidades dos formuladores de políticas. Nesse sentido, uma das razões apontadas por Arksey e O'Malley (2005) para conduzir uma revisão de escopo é, justamente, resumir e divulgar os resultados de pesquisa para formuladores de políticas, particularmente, em um corpo de evidências novo, heterogêneo ou complexo.

Conforme se pode depreender, a revisão de escopo se apresenta alinhada aos objetivos do presente trabalho ao representar uma metodologia dotada de rigor científico e adequada para resumir e divulgar evidências de determinado campo de pesquisa para formuladores de políticas em geral e macroprudenciais em particular. O incremento no uso desta modalidade de revisão motivou o aprimoramento de sua qualidade metodológica e de comunicação, o que conduziu à proposição do protocolo PRISMA-SCR, uma extensão do PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses*) a partir das melhores práticas relacionadas à ética e à transparência em pesquisas científicas (Tricco et al., 2018).

3.1. ESTRATÉGIA DE BUSCA E FONTES DE INFORMAÇÃO

Esta revisão lançou as bases para o estabelecimento do problema no âmbito de uma investigação mais ampla, consolidada em uma dissertação de mestrado (Coutinho, 2024), por conta disso, priorizou-se tanto a abrangência quanto a qualidade dos trabalhos indexados. A extração de conhecimento se deu por meio da identificação, mapeamento e síntese das evidências encontradas na literatura com foco nos padrões de alerta, métodos, técnicas e ferramentas utilizados, bem como nas tendências de desenvolvimento e aplicação dos aludidos sistemas.

Nesse sentido, as bases de dados selecionadas foram *Scopus* e *Web of Science*, tendo em vista que representam, respectivamente, a maior base de dados de resumos e citações com revisão por especialistas e a base que indexa somente os periódicos mais citados em suas áreas de estudo. O processo de construção da estratégia de busca constou de algumas iterações, que resultaram, após alguns testes, nas seguintes *strings*, executadas, respectivamente, nas bases:

- i. (TITLE ("EARLY WARNING" AND "FINANCIAL CRIS*") OR KEY ("EARLY WARNING" AND "FINANCIAL CRIS*")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE,"ar")) AND (LIMIT-TO (SUBJAREA,"ECON") OR LIMIT-TO (SUBJAREA,"BUSI"))



- ii. (TI=("EARLY WARNING" AND "FINANCIAL CRIS*") OR AK=("EARLY WARNING" AND "FINANCIAL CRIS*")) AND (TASCA==("ECONOMICS" OR "BUSINESS FINANCE")) AND DT==("ARTICLE"))

3.2. PROCESSO DE SELEÇÃO E TRIAGEM

Os critérios previamente estabelecidos foram aplicados diretamente na definição das *strings* de busca, cuja submissão ocorreu no início do ano de 2022 e resultou em 117 trabalhos. De forma mais detalhada, foram obtidos 76 artigos na base *Scopus* e 41 na *Web of Science*, que, após a exclusão das duplicatas, perfizeram um total de 80 fontes de evidências.

Subsequentemente, foi realizada a fase de triagem das fontes de pesquisa por meio da leitura dos *abstracts* para identificar os artigos com potencial para responder à questão de pesquisa e fornecer as evidências necessárias ao alcance do objetivo do trabalho. Este processo resultou na seleção de 41 artigos para leitura do texto integral, quando ainda foram excluídos mais 19 trabalhos, chegando-se a um total de 22 fontes de evidências.

3.3. MAPEAMENTO E SÍNTESE DOS DADOS

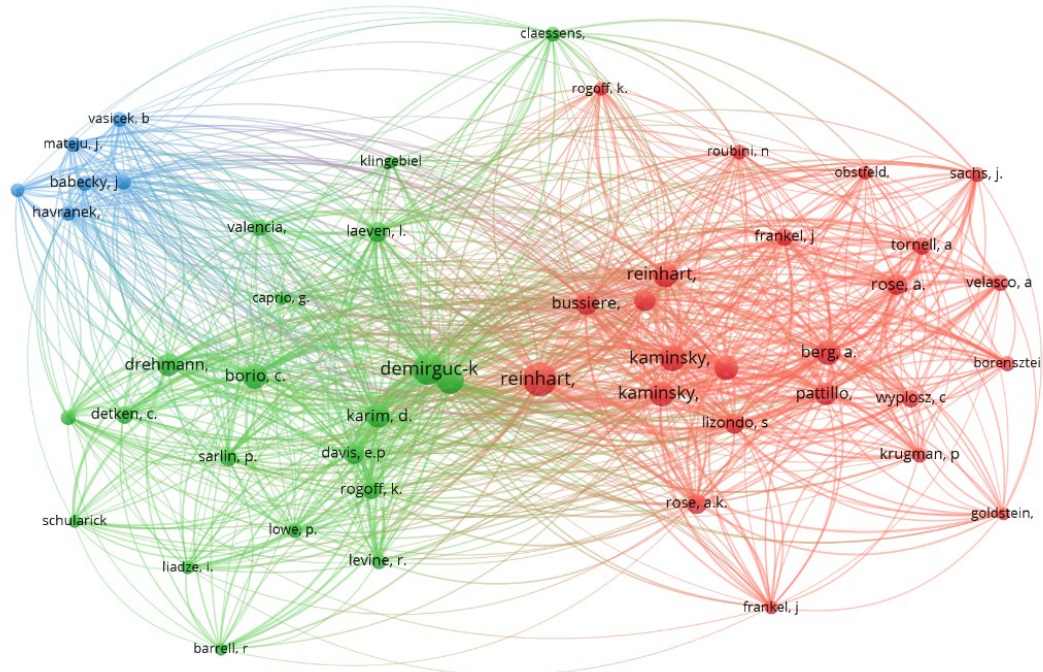
Com o intuito de responder à questão de pesquisa e alcançar o objetivo proposto, foi desenvolvido um quadro sintético contendo os seguintes campos: autores, ano, título, método, indicadores e amostra. Visando o aprimoramento do quadro e a validação da representação, optou-se pelo estabelecimento das categorias de forma iterativa, o que resultou na escolha dos dados mais relevantes e que melhor representam os estudos selecionados por meio dos indicadores e métodos, que atendem, respectivamente ao propósito de identificar: os padrões de alerta, indicadores ou índices encontrados; e os métodos, técnicas e ferramentas utilizados.

Os autores dos artigos da amostra denominam de forma diversa variáveis que medem o mesmo objeto, por isso, recorreu-se, na maior parte dos indicadores, à categorização proposta por Frankel e Saravadelos (2012). Para os demais, que não encontravam relação com os apresentados na referida pesquisa, foi utilizado o trabalho realizado por Kaminsky (1998).

4. RESULTADOS

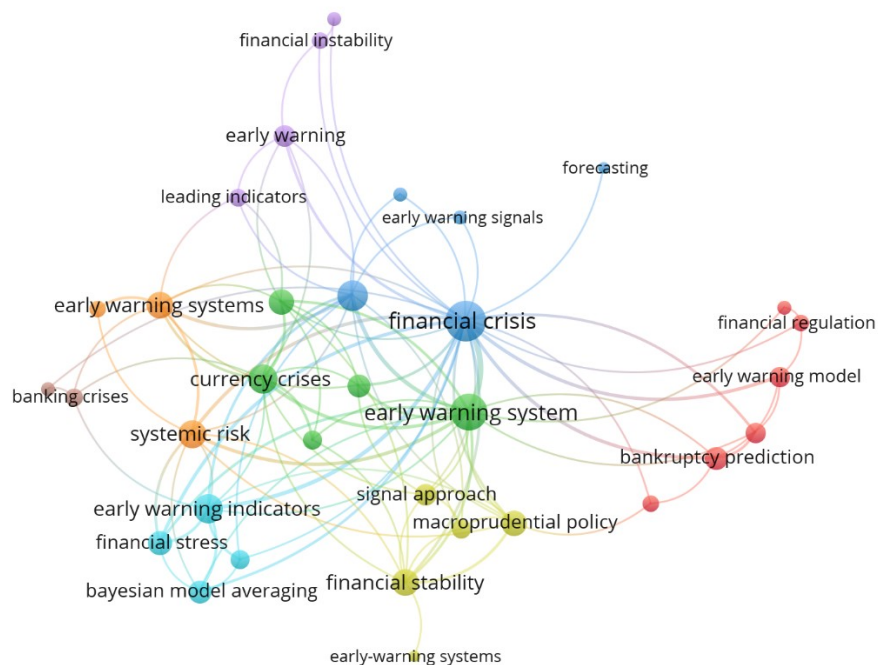
As referências e suas interconexões representadas na Figura 1 trazem como nós centrais os principais autores que representam os trabalhos seminais no tema da presente pesquisa. Essa análise, aliada ao mapa representativo das principais palavras-chave utilizadas nos artigos que constam da amostra pesquisada (Figura 2) sugere uma forte aderência da amostra aos objetivos deste trabalho.

Figura 1. Mapa dos autores e suas interconexões.



Fonte: Desenvolvido pelo autor por meio do software VOSviewer.

Figura 2. Mapa das principais palavras-chave e suas interconexões.



Fonte: Desenvolvido pelo autor por meio do software VOSviewer.

Como resultado do processo de leitura e análise das fontes de evidência, os artigos foram padronizados e sintetizados para responder à questão de pesquisa no Quadro 1 por meio dos seguintes campos: autores, ano de publicação, método, indicadores (relevantes) e amostra (período e países).



Quadro 1. Síntese dos dados

Autor	Ano	Método	Indicadores	Amostra	
				Período	Países
Aikman et al.	2017	Outros		1990 2016	Estados Unidos
Apoteker & Barthélémy	2005	<i>Machine Learning</i>		1980 2002	Economias Emergentes
Barişik & Tay	2010	Modelos de regressão	Conta corrente Crédito Reservas Taxa de câmbio real	1994 2006	Economias Emergentes
Bunda & Ca'Zorzi	2010	Modelos de regressão	Composição da dívida Conta corrente Economia real PIB	1980 2008	Sem Segmentação
Bussiere & Fratzscher	2006	Modelos de regressão	Composição da dívida Conta corrente Contágio PIB Taxa de câmbio real	1993 2001	Economias Emergentes
Christensen & Li	2014	Abordagem por Sinais	PIB Taxa de juros real Inflação Taxa de câmbio real Conta corrente Crédito Composição da dívida Base monetária Retorno sobre o patrimônio Taxa básica de juros Contágio	1981 2010	13 Países OECD
Lo Duca & Peltonen	2013	Modelos de regressão		1990 2009	10 Países Desenvolvidos e 18 Economias Emergentes
Edison	2003	Abordagem por Sinais	Base monetária Composição da dívida Reservas Retorno sobre o patrimônio Taxa de câmbio real	1970 1995	28 Países, Países Desenvolvidos e Economias Emergentes, 3 Grupos Regionais: América Latina, Ásia e outros.
Fioramanti	2008	<i>Machine Learning</i>		1980 2004	46 Economias Emergentes
Frankel & Saravelos	2012	Modelos de regressão	Reservas Taxa de câmbio real	2007	A depender da variável analisada
Galán & Mencía	2021	Outros	Crédito	1970 2016	Países Europeus (França, Alemanha, Itália, Holanda, Espanha)
Guru	2016	Modelos de regressão	Dívida externa Economia real Inflação Retorno sobre o patrimônio Taxa básica de juros	2001 2012	Índia
Jemović & Marinković	2021	Modelos de regressão	Base monetária Composição da dívida Legal Reservas	1977 2013	50 países variados



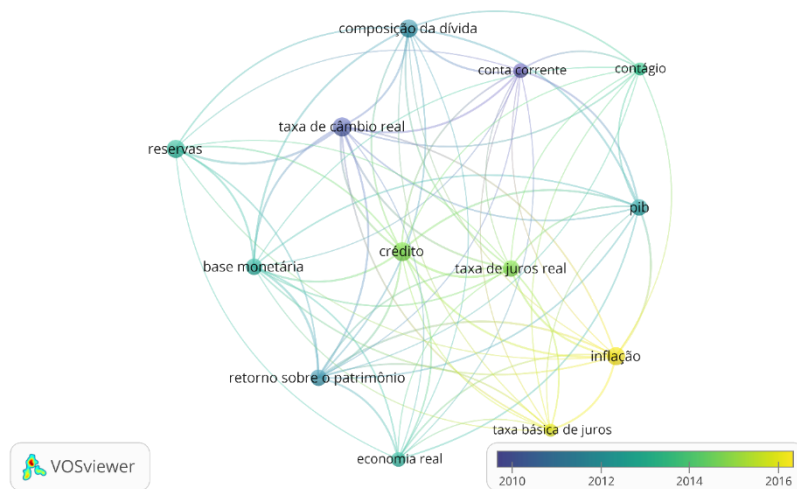
Joy et al.	2017	<i>Machine Learning</i>	Inflação Taxa básica de juros Taxa de câmbio real Taxa de juros real	1970 2010	36 Países Desenvolvidos
Kamin et al.	2007	Modelos de regressão		1981 1999	26 Economias Emergentes
Liu et al.	2021	<i>Machine Learning</i>	Inflação Reservas	1970 2017	119 países
Manasse et al.	2016	<i>Machine Learning</i>	Composição da dívida Crédito Fluxo de capital Taxa de juros real	1980 2010	85 Economias Emergentes
Nik et al	2016	<i>Machine Learning</i>	Crédito Inflação Legal PIB Taxa de juros real	1992 2011	BRICS
Samitas et al.	2020	<i>Machine Learning</i>	Contágio	2004 2016	33 economias Europa, América do Norte e do Sul, África e Ásia.
Shi & Gao	2010	Abordagem por Sinais	Base monetária Crédito Economia real Exportação ou importação Reservas Retorno sobre o patrimônio Taxa de câmbio real Taxa de juros real Termos de Troca	2006 2009	Chile, Zona do Euro, Islândia, Índia, Japão, Coreia, Malásia, México, Paquistão, Rússia, Grã-Bretanha, Estados Unidos, Vietnã, Argentina, Austrália, Brasil, China, Indonésia, Noruega, Filipinas, África do Sul e Tailândia.
Wang et al.	2021	<i>Machine Learning</i>		1981 2017	95 Economias
Zigraiova & Jakubik	2015	Modelos de regressão	Base monetária Crédito Economia real Inflação PIB Retorno sobre o patrimônio	2005 2013	14 países

Fonte: Elaborado pelo autor

A partir da compreensão, análise e abstração dos indicadores utilizados na construção de cada EWS proposto pelos autores e relacionando-os aos trabalhos de Frankel e Saravadelos (2012) e Kaminsky (1998), com o auxílio do *software* VOSviewer, foi possível construir o mapa a seguir, que apresenta a informação com seus relacionamentos e uma visão temporal. Por meio do mapa, é possível observar que, embora nem todos os indicadores sejam amplamente utilizados, possivelmente em virtude de seu uso mais recente, os indicadores de taxa de juros real, crédito, inflação e taxa básica de juros apresentam uma tendência crescente de importância.



Figura 3. Visão temporal dos indicadores.



Fonte: Desenvolvido pelo autor por meio do software VOSviewer.

5. DISCUSSÃO

Nesta revisão de escopo, foram avaliados 22 estudos primários, publicados entre 2003 e 2021, que abordam o desenvolvimento de EWS para crises financeiras sistêmicas. A pesquisa corroborou a escolha do método e revelou uma área ainda em evolução – cujos primeiros artigos foram publicados no final da década de 1990 – que tem ganhado relevância e complexidade na medida em que os episódios sistêmicos se avolumam em quantidade e extensão de danos.

5.1. SUMÁRIO DAS EVIDÊNCIAS

A pesquisa indicou que as amostras sobre as quais foram realizados os estudos empíricos diferem significativamente em termos de desenvolvimento econômico, localização geográfica, e período de estudo, o que sinaliza que as conclusões dificilmente podem ser generalizáveis. Todavia, foi possível responder à questão de pesquisa com base em interessantes achados e *gaps* de pesquisa identificados, conforme relatado a seguir.

5.1.1. Padrões, índices e indicadores

Na maioria dos estudos analisados, os autores identificam um conjunto de variáveis com potencial para sinalizar a ocorrência ou aproximação de uma crise financeira, aplicam o método e identificam os “*leading indicators*”, ou seja, aqueles indicadores que passam a fazer parte do EWS proposto. Também foi possível observar que alguns autores não apresentaram um conjunto final de indicadores ou não avaliam as variáveis de entrada porque não foi possível, em virtude do método utilizado, ou mesmo porque não fazia parte do escopo do estudo.



As variáveis apresentaram níveis de agregação bastante heterogêneos, assim, foi desafiador encontrar categorias que homogeneizassem a amostra para que fosse possível sintetizar e traduzir as evidências de forma clara. No entanto, a partir do entendimento do contexto do indicador e muitas vezes, do próprio cálculo, foi possível relacioná-los a pesquisas já sedimentadas e amplamente reconhecidas, notadamente, a de Frankel e Saravadelos (2012).

Dito isso, crédito, taxa de câmbio real, reservas, PIB e base monetária continuam sobressaindo como indicadores relevantes, independentemente do método utilizado, com destaque para os dois primeiros, que se apresentaram com maior possibilidade de apontar crises nos estudos avaliados. Em contrapartida, indicadores de conta corrente e exportação/importação não tiveram muita prevalência na amostra.

Por outro lado, composição da dívida, inflação, taxa real de juros e retorno sobre o patrimônio obtiveram maior importância em relação à pesquisa de Frankel e Saravadelos (2012). Vale destacar que os indicadores relacionados a taxa básica de juros e contágio começam a ganhar destaque em estudos mais recentes, designadamente, nos trabalhos de Guru (2016) e Joy et al. (2017), no caso do primeiro, e Samitas et al. (2020), do último.

5.1.2. Métodos, técnicas e ferramentas

É possível notar algumas diferenças latentes entre os métodos em relação aos indicadores, entretanto, a aplicação das técnicas tradicionais é bastante homogênea entre os autores. Por seu turno, os sistemas que utilizam algoritmos de ML não demonstraram um padrão facilmente perceptível de identificação de variáveis e definição de indicadores, tendo em vista as diferentes possibilidades de técnicas utilizadas.

Joy et al. (2017), por exemplo, utilizam *Random Forest*, para detectar variáveis-chave e determinar os pontos críticos de inflexão. Sob outra perspectiva, Wang et al. (2021), recorrem à mesma técnica para simular um processo de votação de especialistas, mas sem apresentar um conjunto de “*leading indicators*” e acrescentam que a precisão do resultado é diretamente proporcional à quantidade de variáveis fornecidas.

Samitas et al. (2020) testam uma série de técnicas para predição do risco de contágio e apontam que *Support Vector Machines* (SVM) é a mais acurada para o caso em estudo. Liu et al. (2021) trazem outro olhar na medida em que testam a performance de sete diferentes técnicas de ML em comparação ao modelo de regressão logística e concluem que as primeiras superam os modelos tradicionais em performance e acurácia.



Alguns autores, a exemplo de Liu et al. (2021), utilizam o valor de Shapley como técnica para superar a incapacidade das técnicas de ML em realizar análises de causa e efeito, o que, além de apontar os indicadores mais importantes, atenua o efeito “caixa-preta” dessas ferramentas. Por fim, os autores ressaltam a utilidade da abordagem para os formuladores de políticas e sugerem o uso das técnicas de Inteligência Artificial associadas aos métodos tradicionais.

5.1.3. Tendências

Como se pode inferir, os estudos sobre o uso das técnicas de ML apresentam infinitas possibilidades e este ainda é um campo em pleno desenvolvimento. Há que se atentar, porém, para a maior limitação a sua adoção, que se refere à reputação de “caixa-preta” de grande parte das técnicas utilizadas e ainda, à estrutura complexa, características que trazem resistência a seu uso por parte dos tomadores de decisão.

Observou-se ainda, uma propensão a explorar o potencial de novos indicadores, como os ligados a contágio e às taxas dos títulos públicos, contudo, aqueles já testados e estabelecidos também mantêm sua importância. Por fim, talvez haja uma tendência em aproveitar a crescente capacidade computacional e as ferramentas de Inteligência Artificial para trabalhar com um maior volume de dados e assim, aprimorar também a capacidade de predição dos EWS.

5.2. LIMITAÇÕES

Apesar de as bases pesquisadas abrangerem grande parcela das publicações científicas de maior qualidade, alguns estudos podem não ter sido incluídos devido à impossibilidade de cobrir todas as pesquisas disponíveis ou ainda, por não estarem circunscritos à população, conceito e contexto adotados neste trabalho. Vale enfatizar que, na análise bibliométrica das citações dos estudos primários, os artigos que deram origem aos trabalhos na área correspondem àqueles que também foram utilizados na revisão da literatura do presente artigo, o que confere representatividade à amostra selecionada.

Outra limitação diz respeito à exclusão da chamada *grey literature*, uma vez que a busca dessa modalidade de estudos poderia ser eivada de subjetividade. No entanto, como grande parte dessa literatura se encontra na base de relatórios técnicos e *working papers* das autoridades e órgãos que fazem parte do sistema financeiro internacional, a análise dessas fontes constitui uma oportunidade de trabalhos futuros para descortinar as tendências e a prática relacionadas ao tema.



Um desafio adicional se refere à consolidação dos indicadores, cuja classificação, embora realizada de forma criteriosa, sempre está sujeita a vieses dos revisores. Ademais, algumas variáveis carregam uma base interpretativa em seu cálculo, além de os critérios para determinar a significância do indicador serem diversos entre os autores dos estudos primários.

Entretanto, os achados não apresentam grande disparidade em relação aos estudos anteriores utilizados como *benchmark* e as pequenas diferenças podem ser explicadas pelo tempo decorrido em relação a sua publicação. Portanto, apesar de ser possível algum viés interpretativo, o rigor metodológico e a semelhança com estudos anteriores conferem aos indicativos uma possibilidade de acerto razoável.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo desta revisão de escopo foi mapear a produção científica relativa a EWS para crises financeiras sistêmicas visando extrair o conhecimento por meio dos conceitos-chave envolvidos em seu desenvolvimento e utilização. Nessa medida, o presente trabalho contribui com informações que podem ser úteis para os tomadores de decisão e, principalmente para as autoridades monetárias, bem como para as instituições integrantes do sistema financeiro.

Observou-se que existem alguns indicadores que vêm sobressaindo e apresentam maior relevância para a previsão de crises financeiras e outros, de eficácia comprovada, que foram revalidados nessa pesquisa. Ademais, as tendências apontam para a intensificação de uso das técnicas de ML e o aumento da capacidade de análise de dados, configurando um movimento dos EWS que se afasta das abordagens tradicionais e se aproxima da Inteligência Artificial.

Finalmente, o desenvolvimento e aplicação de EWS representa ainda uma vasta fonte de trabalhos futuros, tanto na exploração de novos métodos, quanto na busca por indicadores mais efetivos. Para os formuladores de políticas públicas em geral e macroprudenciais em particular, o estímulo ao uso destes sistemas representa um enorme potencial para o aprimoramento na tomada de decisão com base em evidências e maior entrega de valor público.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

REFERÊNCIAS

Aikman, D., Kiley, M., Lee, S. J., & Palumbo, M. G. (2017). Mapping heat in the U.S. financial system. *Journal of Banking and Finance*, 81, 36-64.



- Alessi, L., & Detken, C. (2018). Identifying excessive credit growth and leverage. *Journal of Financial Stability*, 35, 215-225.
- Apoteker, T., & Barthélémy, S. (2005). Predicting financial crises in emerging markets using a composite non-parametric model. *Emerging Markets Review*, 6(4), 363-375.
- Arksey, H., & O'Malley, L. (2005). Scoping studies: Towards a methodological framework. *International Journal of Social Research Methodology*, 8(1), 19-32.
- Barişik, S., & Tay, A. (2010). An analysis of financial crisis by early warning systems approach: The case of transition economies and emerging markets (1994-2006 Period Panel Logit Model). *International Journal of Economic Perspectives*, 4(2), 403-426.
- Barwell, R. (2013). *Macroprudential policy: Taming the wild gyrations of credit flows, debt stocks and asset prices*. Palgrave Macmillan.
- Bunda, I., & Ca' Zorzi, M. (2010). Signals from housing and lending booms. *Emerging Markets Review*, 11(1), 1-20.
- Bussiere, M., & Fratzscher, M. (2006). Towards a new early warning system of financial crises. *Journal of International Money and Finance*, 25(6), 953-973.
- Christensen, I., & Li, F. (2014). Predicting financial stress events: A signal extraction approach. *Journal of Financial Stability*, 14, 54-65.
- Coutinho, R.S. (2024) *Extração de conhecimento em bases de dados por meio da aplicação de Machine Learning: um modelo de Sistema de Alerta Precoce (EWS) para crises financeiras*. [Dissertação de Mestrado em Engenharia e Gestão do Conhecimento, Universidade Federal de Santa Catarina]. Repositório Institucional da UFSC. <https://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/259606>
- Davies, P. (2012). The state of evidence-based policy evaluation and its role in policy formation. *National Institute Economic Review*, 219(1), R41-R52.
- Edison, H. J. (2003). Do indicators of financial crises work? An evaluation of an early warning system. *International Journal of Finance and Economics*, 8(1), 11-53.
- Eichengreen, B., & Portes, R. (1987). *The anatomy of financial crises*. NBER Working Paper No. 2126.
- Eichengreen, B., Rose, A., & Wyplosz, C. (1995). Exchange market mayhem: The antecedents and aftermath of speculative attacks. *Economic Policy*, 21, 249-312.
- Fioramanti, M. (2008). Predicting sovereign debt crises using artificial neural networks: A comparative approach. *Journal of Financial Stability*, 4(2), 149-164.
- Frankel, J., & Rose, A. (1996). Currency crashes in emerging markets: An empirical treatment. *Journal of International Economics*, 41(3/4), 351-366.
- Frankel, J., & Saravelos, G. (2012). Can leading indicators assess country vulnerability? Evidence from the 2008-09 global financial crisis. *Journal of International Economics*, 87(2), 216-231.
- Galán, J. E., & Mencía, J. (2021). Model-based indicators for the identification of cyclical systemic risk. *Empirical Economics*, 61(6), 3179-3211.
- Goldstein, M., Kaminsky, G., & Reinhart, C. (2000). *Assessing financial vulnerability: An early warning system for emerging markets*. Institute for International Economics.
- Guru, A. (2016). Early warning system of finance stress for India. *International Review of Applied Economics*, 30(3), 273-300.
- Holopainen, M., & Sarlin, P. (2017). Toward robust early-warning models: A horse race, ensembles and model uncertainty. *Quantitative Finance*, 17(12), 1933-1963.
- Jemović, M., & Marinković, S. (2021). Determinants of financial crises-An early warning system based on panel logit regression. *International Journal of Finance and Economics*, 26(1), 103-117.
- Joy, M., Rusnák, M., Šmídková, K., & Vašíček, B. (2017). Banking and currency crises:



- Differential diagnostics for developed countries. *International Journal of Finance and Economics*, 22(1), 44-67.
- Kamin, S. B., Schindler, J., & Samuel, S. (2007). The contribution of domestic and external factors to emerging market currency crises: An early warning systems approach. *International Journal of Finance and Economics*, 12(3), 317-336.
- Kaminsky, G. L. (1998). Currency and banking crises: The early warnings of distress. *International Finance Discussion Papers No. 629*. Board of Governors of the Federal Reserve System.
- Kaminsky, G. L., Lizondo, S., & Reinhart, C. (1998). Leading indicators of currency crisis. *IMF Staff Papers*, 45(1), 1-48.
- Kaminsky, G. L., & Reinhart, C. M. (1999). The twin crises: The causes of banking and balance-of-payments problems. *American Economic Review*, 89(3), 473-500.
- Khankeh, H. R., Hosseini, S. H., Farrokhi, M., Hosseini, M. A., & Amanat, N. (2019). Early warning system models and components in emergency and disaster: A systematic literature review protocol. *Systematic Reviews*, 8, 315.
- Klopotan, I., Zoroja, J., & Meško, M. (2018). Early warning system in business, finance, and economics: Bibliometric and topic analysis. *International Journal of Engineering Business Management*, 10, 1-12.
- Laeven, L., & Valencia, F. (2013). Systemic banking crises database. *IMF Economic Review*, 61(2), 225-270.
- Laeven, L., & Valencia, F. (2018). Systemic banking crises revisited. *IMF Working Papers*, 2018(206), 1-45.
- Liu, L., Chen, C., & Wang, B. (2021). Predicting financial crises with machine learning methods. *Journal of Forecasting*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1002/for.2781>
- Lo Duca, M. L., & Peltonen, T. A. (2013). Assessing systemic risks and predicting systemic events. *Journal of Banking and Finance*, 37(7), 2183-2195.
- Manasse, P., Savona, R., & Vezzoli, M. (2016). Danger zones for banking crises in emerging markets. *International Journal of Finance and Economics*, 21(4), 360-381.
- Nik, P. A., Jusoh, M., Shaari, A. H., & Sarndi, T. (2016). Predicting the probability of financial crisis in emerging countries using an early warning system: Artificial neural network. *Journal of Economic Cooperation and Development*, 37(1), 25-40.
- Reinhart, C. M., & Rogoff, K. S. (2009). *This time is different: Eight centuries of financial folly*. Princeton University Press.
- Samitas, A., Kampouris, E., & Kenourgios, D. (2020). Machine learning as an early warning system to predict financial crisis. *International Review of Financial Analysis*, 71, 101529.
- Shi, J., & Gao, Y. (2010). A study on KLR financial crisis early-warning model. *Frontiers of Economics in China*, 5(2), 254-275.
- Tricco, A. C., Lillie, E., Zarin, W., O'Brien, K. K., Colquhoun, H., Levac, D., Moher, D., Peters, M. D. J., Horsley, T., Weeks, L., Hempel, S., Akl, E. A., Chang, C., McGowan, J., Stewart, L., Hartling, L., Aldcroft, A., Wilson, M. G., Garritty, C., ... & Straus, S. E. (2018). PRISMA extension for scoping reviews (PRISMA-ScR): Checklist and explanation. *Annals of Internal Medicine*, 169(7), 467-473.
- Wang, T., Zhao, S., Zhu, G., & Zheng, H. (2021). A machine learning-based early warning system for systemic banking crises. *Applied Economics*, 53(26), 2974-2992.
- Zigraiova, D., & Jakubik, P. (2015). Systemic event prediction by an aggregate early warning system: An application to the Czech Republic. *Economic Systems*, 39(4), 553-576.