

Identificando as Relações Intersetoriais da Economia Brasileira: Uma Abordagem com Redes Complexas

Aimê Nishihata Tatagiba^{a,†}, Mathias Schneid Tessmann^a

^aInstituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa (IDP), Brazil • [†]Autor correspondente: aimetatagiba@gmail.com

INFORMAÇÕES DO ARTIGO

Palavras-chave:

Conectividade do Mercado Financeiro
Transmissão de Volatilidade
Rede Complexa
Índice de Spillover

RESUMO

Este trabalho busca identificar as relações dinâmicas dos índices setoriais da Bolsa de Valores Brasileira (B3) através de suas transmissões de volatilidade. Para tal, dados de preços de fechamento diário, cotados em Reais, de oito índices setoriais da Bolsa de Valores de São Paulo (B3) são considerados dentro do período de março de 2015 a 21 de junho de 2023. Os oito índices analisados são o Ibovespa (IBOV), de Energia Elétrica (IEEX), de Matérias-Primas (IMAT), de Serviços Públicos (UTIL), de Varejo e Consumo (ICON), Financeiro (IFNC), Imobiliário e Habitacional (IMOB) e de Commodities (ICOM). Para verificar as transmissões e recebimento de volatilidade de cada índice, é estimado um índice geral de *spillovers*, utilizando a metodologia desenvolvida por Diebold e Yilmaz (2009). Com base nesses resultados são estimadas as redes complexas que possibilitam a caracterização das relações dinâmicas existentes.

1. Introdução

A crescente integração entre mercados, impulsionada pela globalização financeira, intensificou a interconectividade dos sistemas financeiros e ampliou a vulnerabilidade à propagação de choques. Esse fenômeno tem despertado crescente interesse na literatura acadêmica, tanto em economia quanto em finanças, especialmente pela capacidade dos choques locais se transformarem em crises sistêmicas. Estudos conduzidos por [Diamond e Dybvig \(1983\)](#), ao explorarem a fragilidade bancária e os seguros de depósitos, e por [Allen e Gale \(2000\)](#), ao modelarem o contágio financeiro entre setores, demonstram que a arquitetura das interconexões entre ativos financeiros desempenha papel central na disseminação de riscos sistêmicos.

Com base nos avanços teóricos, diversos estudos passaram a mensurar a conectividade entre mercados financeiros por meio de modelos econométricos. O índice de *spillover* foi introduzido por Francis X. Diebold e Kamil Yilmaz em 2009, tornando-se uma ferramenta amplamente utilizada para medir a intensidade e a direção da transmissão de volatilidade entre ativos. Posteriormente, essa metodologia foi aprimorada pelos mesmos autores ([Diebold e Yilmaz, 2012, 2014](#)). O método tem sido aplicado em uma variedade de contextos, incluindo a análise da transmissão de choques entre commodities e ações ([Nazlioglu et al., 2015](#); [Milik & Ewing, 2009](#)), bem como na investigação da interdependência entre mercados emergentes e desenvolvidos ([Yilmaz, 2010](#); [Rigobon, 2002](#)).

[Benoit et al. \(2017\)](#), observam que o risco sistêmico, embora de difícil delimitação conceitual, revela-se de forma inequívoca quando se trata de episódios em que múltiplos agentes de mercado enfrentam perdas simultâneas, propagadas pelas interconexões do sistema financeiro. As experiências da crise de 2007–2009 reforçam essa perspectiva, ao demonstrar como choques de liquidez e insolvência podem se disseminar rapidamente entre instituições e mercados distintos.

Embora a Bolsa de Valores Brasileira (B3) seja o maior mercado financeiro da América Latina, ainda são escassos os estudos que buscam caracterizar de forma detalhada as relações intersetoriais entre seus índices. Em contraste, há uma produção acadêmica mais consolidada sobre a conectividade entre setores em economias como a dos Estados Unidos, com contribuições clássicas de [Allen e Gale \(2000\)](#), [Diebold e Yilmaz \(2009, 2012, 2014\)](#) e [Baruník e Křehlík \(2018\)](#). Na Europa, destacam-se os trabalhos de [Antonakakis e Vergos \(2013\)](#) e [Laborda e Olmo \(2021\)](#), enquanto na Ásia, estudos como os de [Yilmaz \(2010\)](#) e [Nazlioglu et al. \(2015\)](#) exploram a conectividade regional.

No contexto brasileiro, um esforço recente é o trabalho de [Tessmann et al. \(2024\)](#), que analisou a conectividade entre os setores financeiros e não financeiros da bolsa de valores de São Paulo — B3. Ainda persiste na literatura científica a ausência de trabalhos que analisem as inter-relações entre os índices setoriais brasileiro, especialmente quando comparada à profundidade das análises realizadas para outras economias.

Assim, este trabalho busca expandir a análise de [Tessmann et al. \(2024\)](#), ao caracterizar com análise de redes complexas essas relações. A janela temporal selecionada — de 3 de março de 2015 a 21 de junho de 2023 — permite capturar dinâmicas relevantes do período pós-crise e episódios de estresse no mercado financeiro, incluindo mudanças políticas e os impactos da pandemia de COVID-19, iniciada no Brasil em 26 de fevereiro de 2020. Esses eventos representam momentos em que a conectividade entre setores tende a se intensificar e se tornar mais volátil.

Do ponto de vista metodológico, a mensuração das transmissões de volatilidade é realizada através da estimação do índice de *spillover* proposto por Diebold e Yilmaz (2009), uma abordagem amplamente difundida que decompõe a variância de previsão de um modelo VAR, permitindo quantificar a parcela da volatilidade de uma série explicada por choques originados nas demais séries do sistema. A partir da matriz de *spillovers* obtida, é possível construir uma rede de transmissões de volatilidade, identificando os momentos em que cada índice atua como transmissor ou receptor de volatilidade no mercado agregado, as relações entre pares de índices e a trajetória da conectividade total ao longo do período analisado.

Isto posto, este trabalho busca contribuir para a literatura em duas frentes: primeiro, ao aprofundar a caracterização e o agrupamento das relações intersetoriais entre os índices setoriais da Bolsa de Valores Brasileira (B3); segundo, ao oferecer evidências empíricas relevantes para investidores, formuladores de políticas públicas e pesquisadores interessados na dinâmica intersetorial da economia brasileira.

Além desta introdução, o trabalho possui mais 3 seções. A Seção 2 apresenta os detalhes da base de dados e os métodos utilizados, enquanto a Seção 3 expõe e discute os resultados e, por fim, a Seção 4 conclui.

2. Metodologia

2.1. Dados

São utilizados dados de preços de fechamento diários, cotados em Reais, de oito índices setoriais da Bolsa de Valores de São Paulo (B3), abrangendo o período de 3 de março de 2015 a 21 de junho de 2023. Os índices analisados são: Ibovespa (IBOV), Energia Elétrica (IEEX), Materiais Básicos (IMAT), Serviços Públicos (UTIL), Varejo e Consumo (ICON), Financeiro (IFNC), Imobiliário e Habitacional (IMOB) e Commodities (ICOM), totalizando 2.059 observações por série no intervalo considerado.

O período amostral foi intencionalmente selecionado para contemplar eventos econômicos relevantes, como mudanças nas políticas nacionais, os impactos da pandemia de COVID-19 e episódios de elevada volatilidade no mercado acionário brasileiro — contextos em que a conectividade intersetorial tende a se intensificar e se reconfigurar (Tessmann et al., 2024).

A escolha dos oito índices setoriais justifica-se pela representatividade dos principais eixos da atividade econômica nacional, refletindo ativos líquidos e relevantes no contexto da B3 e permitindo uma análise abrangente das interdependências entre setores. A Tabela 1, apresenta uma caracterização de cada índice, como em Tessmann et al. (2024).

Tabela 1. Os oito índices setoriais da Bolsa de Valores Brasileira (B3).

Índice	Descrição
Índice Bovespa (IBOV)	é um dos indicadores mais utilizados para medir o desempenho geral do mercado acionário brasileiro e é considerado um barômetro fundamental da economia do país. Abrange uma seleção diversificada de empresas brasileiras de diversos setores e indústrias, tornando-se uma referência para investidores e profissionais do mercado financeiro na avaliação do desempenho agregado do mercado. Muitos produtos financeiros, como fundos mútuos e fundos de índice (<i>Exchange Traded Funds</i> — ETFs), são projetados para acompanhar ou replicar o desempenho do Ibovespa. Este índice é composto pelas 50 empresas com maior volume de negociação no mercado.
Índice de Energia Elétrica (IEEX)	é um indicador de preço dos ativos mais negociados do setor elétrico listados na Bolsa de Valores de São Paulo. Para ser incluído no índice, o ativo deve ter sido negociado em pelo menos 80% das sessões de pregão nos últimos três meses.
Índice de Materiais Básicos (IMAT)	reflete o desempenho médio das empresas do setor de insumos básicos, abrangendo segmentos como papel e celulose, mineração e siderurgia. Inclui ações e units de companhias que operam nessas atividades. Para compor o índice, os ativos devem estar entre os 99% mais negociados na B3 nas três carteiras anteriores e ter presença em, no mínimo, 95% das sessões de negociação no mesmo período.
Índice de Utilidade Pública (UTIL)	representa o setor de serviços públicos, incluindo empresas de energia elétrica, água, saneamento e gás. Seu objetivo é refletir o desempenho médio dos ativos mais negociados e representativos desse setor. O índice é composto por ações e units de companhias de utilidade pública. Para que um ativo seja incluído, deve estar entre os 99% mais negociados nas três carteiras anteriores e ter presença em pelo menos 95% das sessões no mesmo período.
Índice de Consumo (ICON)	inclui ações de empresas dos setores de consumo cíclico, consumo não cíclico e saúde. Para integrar a carteira do índice, o ativo deve ter sido negociado em pelo menos 95% das sessões dos últimos três meses. As ações que compõem o ICON são unitárias, e o índice é considerado de retorno total, isto é, todos os rendimentos — como juros sobre capital próprio e dividendos — são incorporados ao retorno do investidor, juntamente com a variação média diária de negociação dos ativos.
Índice Financeiro (IFNC)	abrange intermediários financeiros, serviços financeiros diversos, planos de previdência e companhias de seguros. Busca representar o desempenho médio dos ativos mais negociados e representativos desses segmentos. Um ativo objeto de oferta pública durante a vigência das três últimas carteiras pode ser incluído no índice, desde que a oferta tenha sido realizada antes do rebalanceamento imediatamente anterior. O ativo também deve apresentar presença de negociação em pelo menos 95% das sessões desde o início de sua listagem.
Índice Imobiliário e Habitacional (IMOB)	representa os ativos mais negociados e representativos do setor imobiliário, incluindo empresas de exploração imobiliária e construção civil. O índice é composto por ações e units. Para ser incluído no IMOB, o ativo deve estar entre os 99% mais negociados do setor nas três carteiras anteriores e ter presença em pelo menos 95% das sessões nesse período. Ativos objeto de oferta pública durante a vigência das três últimas carteiras também pode ser considerados para inclusão.
Índice de Commodities (ICOM)	representa o desempenho das commodities negociadas no mercado de capitais brasileiro, como boi, café, soja, milho, etanol e ouro. Para mensurar seu desempenho no período, foi criada uma carteira baseada em uma estratégia ingênua (<i>naive strategy</i>) que calcula o preço de fechamento diário médio. Essa estratégia pode ser representada pela expressão: $(p_1 + p_2 + \dots + p_n)/n$.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Uma vez caracterizado a base de dados empírica dos setores que servirão de base para a análise de conectividade e confirmada a propriedade das séries temporais, a mensuração das interdependências dinâmicas que conectam os oito índices setoriais é analisada a partir do *framework* econométrico do índice de *spillover* de Diebold e Yilmaz (2012), apresentado na próxima seção.

2.2. Transmissões de Volatilidade Intersectorial Baseada no Método de Diebold & Yilmaz

Como pode ser visto em Tessmann et al. (2025), o índice de *spillover* de Diebold & Yilmaz (2012) é estimado a partir do logaritmo dos retornos (log-log) de cada índice setorial ou fundo. O método utiliza o critério de seleção de defasagem de Akaike (AIC) para estimar as decomposições da variância de um modelo VAR (*Vector Autoregression*). Para calcular o índice total de *spillover*, a decomposição da variância dos erros é estimada em H passos à frente por meio de $\tilde{\theta}_{ij}^g(H)$.

$$S^g(H) = \frac{\sum_{i,j=1}^N \sum_{i \neq j} \tilde{\theta}_{ij}^g(H)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H)} \cdot 100 = \frac{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H)}{N} \cdot 100 \quad (1)$$

Onde Σ é a matriz de variâncias do vetor de erro ε , cada i e j representam setores distintos da economia dos Estados Unidos, σ_{jj} é o desvio-padrão do termo de erro da j -ésima equação, e e_i é o vetor de seleção, cujo valor é 1 na posição i e 0 nas demais. Mensuram-se as repercussões direcionais de volatilidade recebidas pelo setor i da economia norte-americana, provenientes de todos os demais setores j , conforme indicado na Equação (2). O mesmo procedimento aplica-se à mensuração das repercussões direcionais de volatilidade transmitidas pelo índice setorial i para todos os outros índices setoriais j , mediante a inversão da relação ij para ji no numerador (Tessmann et al., 2025).

$$S_{i \cdot}^g(H) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H)} \cdot 100 = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H)}{N} \cdot 100 \quad (2)$$

A decomposição da variância do erro de previsão (*Forecast Error Variance Decomposition* — FEVD) é calculada a partir de um modelo VAR, a fim de determinar quanto da variância do erro de previsão de cada variável é explicada pelos choques nas demais variáveis. Esse procedimento constitui a base para o cálculo do nosso índice de *spillovers* (Diebold e Yilmaz, 2009, 2012).

Assim, essa decomposição permite quantificar as contribuições das inovações entre os índices setoriais, originando uma matriz de conectividade que expressa os fluxos de transmissão de volatilidade entre os setores da B3. Na prática, conforme Pesaran e Shin (1998) a decomposição generalizada da variância do erro de previsão (*Generalized Forecast Error Variance Decomposition* — GFEVD) não requer a ortogonalização dos choques e é invariante à ordenação das variáveis no VAR.

Essa abordagem também é utilizada na construção de decomposições da variância do erro de previsão invariantes à ordenação. Evita a necessidade de identificação dos choques estruturais e, portanto, o problema associado à ortogonalização. Assim, elimina o problema de dependência da ordenação e permite o uso de choques correlacionados sem perda de validade estatística.

Nesse sentido, Diebold e Yilmaz (2012) afirmam que o cálculo das decomposições da variância requer inovações ortogonais, enquanto, em nosso modelo VAR, as inovações são geralmente correlacionadas contemporaneamente. Esquemas de identificação, como o baseado na fatoração de Cholesky, alcançam a ortogonalidade, mas as decomposições da variância passam, então, a depender da ordenação das variáveis.

Diebold e Yilmaz (2012) contornaram esse problema explorando o modelo VAR generalizado de Koop et al. (1996) e Pesaran e Shin (1998) — doravante KPPS, que produz decomposições da variância invariantes à ordenação. Em vez de tentar ortogonalizar os choques, a abordagem generalizada permite choques correlacionados, mas os trata adequadamente utilizando a distribuição historicamente observada dos erros. Como os choques de cada variável não são ortogonalizados, a soma das contribuições para a variância do erro de previsão (isto é, a soma das linhas dos elementos da tabela de decomposição da variância) não é necessariamente igual a um (Diebold e Yilmaz, 2012).

2.3. Métricas de Redes Complexas

Redes complexas derivam da Teoria de Grafos, que fornece a base para sua representação formal. Para analisá-las, utiliza-se o ramo da matemática conhecido como Estatística de Redes, cujo objetivo é quantificar a estrutura das conexões e permitir ao analista compreender o comportamento dos fenômenos que as originaram. No contexto deste estudo, a análise das interconexões entre os índices setoriais da B3 é realizada a partir da estrutura de rede composta por agentes (nós) e relações de transmissão de volatilidade (arestas), sendo essa rede suscetível à análise quantitativa (De Oliveira Passos et al., 2022).

Quando aplicada ao sistema financeiro, essa abordagem permite descrever as dinâmicas de transmissão de volatilidade e interdependência entre setores, mapeando os índices como nós e os fluxos de *spillover* como arestas. Essa metodologia tem sido adotada e reafirmada em estudos sobre os mercados financeiros dos Estados Unidos e do Brasil (Tessmann et al., 2025, 2024). A mesma estrutura analítica foi empregada na literatura cientométrica, reforçando a robustez teórica e empírica da abordagem e demonstrando sua adaptabilidade a diferentes contextos, inclusive ao da Bolsa de Valores Brasileira (B3) (De Oliveira Passos et al., 2022).

Além disso, o estudo de Xu (2020) aplica métodos de análise topológica em redes financeiras, demonstrando que imagens topológicas podem ser utilizadas para prever a possibilidade de que as finanças digitais (*Internet finance*) induzam risco sistêmico, bem como para avaliar outros riscos potenciais de natureza sistêmica. Essa aplicação reforça a relevância das estruturas de redes como ferramenta de previsão e identificação de riscos sistêmicos, em consonância com a abordagem adotada neste trabalho para analisar as interconexões e a volatilidade entre os setores da economia brasileira.

Complementando, conforme pesquisas de Dode e Hasani (2017), PageRank é uma fórmula matemática importante para os desenvolvedores de web para classificar um site em uma posição mais elevada no momento da busca. O PageRank é um algoritmo que foi desenvolvido por Larry Page e Sergey Brin, tornando a especialidade do Google. O algoritmo PageRank, derivado da centralidade de autovetor (*eigenvector centrality*), proposta por Bonacich (1987) como em Tessmann et al. (2025), é expressa como uma combinação linear das centralidades desses vizinhos de primeira ordem, fornecendo uma representação quantitativa da natureza interconectada da centralidade dentro da rede. Ou seja, mede a importância de um nó com base na importância dos nós que apontam para ele. Isso é apresentado na equação (3).

$$x_i = \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \quad (3)$$

Onde x_i é a centralidade do nó i , a_{ij} denota o elemento (i, j) da matriz de adjacência A (com $a_{ij} = 1$ se os nós i e j são conectados por uma aresta e $a_{ij} = 0$ caso contrário), e λ indica o maior autovetor da matriz A .

3. Resultados

Em busca de caracterizar as interdependências entre setores nos mercados financeiros brasileiros, foi realizada a aplicação do método de [Diebold e Yilmaz \(2012\)](#) para estimar as transmissões de volatilidade entre os setores da B3. Os resultados são apresentados por meio da matriz de transbordamentos (*spillovers*) direcionais, métricas de centralidade na rede e da visualização da rede, esta análise segue a abordagem dos estudos de [Tessmann et al. \(2025\)](#) no mercado americano, permitindo caracterizar o fluxo de conectividade. Os resultados do índice de transbordamento são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2. Matriz de *spillovers* direcionais entre os índices da B3.

	IBOV	ICON	IEEX	IFNC	IMAT	IMOB	UTIL	ICOM	DE
IBOV	19.83	14.82	12.88	16.63	9.69	12.72	13.38	0.05	10.02
ICON	16.55	22.21	13.08	13.12	5.67	15.77	13.56	0.04	9.72
IEEX	14.22	12.90	22.21	12.80	4.43	12.86	20.52	0.04	9.72
IFNC	18.89	13.36	13.10	22.35	5.24	13.51	13.49	0.05	9.71
IMAT	19.14	9.98	8.04	9.15	38.87	6.58	8.21	0.03	7.64
IMOB	14.89	16.48	13.57	13.97	3.91	23.23	13.90	0.04	9.60
UTIL	14.53	13.14	20.14	12.96	4.45	12.94	21.78	0.05	9.78
ICOM	0.20	0.31	0.05	0.05	0.36	0.18	0.05	98.80	0.15
PARA	12.30	10.12	10.11	9.84	4.22	9.32	10.39	0.04	66.34

Fonte: Elaborado pelos autores.

A Tabela 2, assim como [Tessmann et al. \(2025\)](#) descreve, é possível observar a conectividade geral do mercado, isto é, o grau em que cada índice transmite e recebe *spillovers* de retornos do mercado como um todo, bem como a conectividade de preços entre cada par de índices. Por causa da variação do índice de Diebold e Yilmaz (2012) variar de 0 a 100, ele pode ser mais facilmente analisado através de uma interpretação em porcentagens. Essa matriz inicial servirá como dados brutos que precisam ser transformados em métricas de redes complexas.

Cada célula da Tabela 2 representa o percentual da volatilidade transmitida de um setor (linha) para outro (coluna), assim fazendo com que seja possível observar a intensidade e direção das interdependências entre os índices da Bolsa de Valores Brasileira (B3). Exemplificando, o setor de Materiais Básicos (IMAT) transmite 9,15% de sua volatilidade para o índice Bovespa (IBOV), apontando que as flutuações impactam no comportamento da bolsa de valores brasileira. Ao contrário, o IBOV transmite 19,14% de sua volatilidade para o IMAT, o que pode sugerir um potencial papel central na transmissão de choques.

Os valores que estão na diagonal principal (IBOV-IBOV; UTIL – UTIL) demonstram a volatilidade própria de cada setor, ou seja, sem influências externas, o quanto o setor está transmitindo para ele mesmo. Por exemplo, fatores internos como: políticas específicas dentro do setor, questões estruturais internas e notícias ou riscos dentro do próprio segmento. Por fim, na parte inferior da tabela, o valor de 66,34% (linha 9, coluna 9) representa a conectividade total de mercado, indicando que aproximadamente dois terços da volatilidade do sistema são compartilhados entre os setores, refletindo um elevado grau de interdependência na B3 ([Tessmann et al., 2024](#)).

A matriz de *spillovers* estabelece a base para derivação de métricas de centralidade na rede que sintetizam e caracterizam a estrutura de interdependência setorial. Seguindo a abordagem adotada por [Tessmann et al. \(2025\)](#), a Tabela 3 apresenta as principais métricas utilizadas nesta análise incluem o grau ponderado de entrada (*in-degree*), o grau ponderado de saída (*out-degree*), o grau ponderado geral e o índice de PageRank.

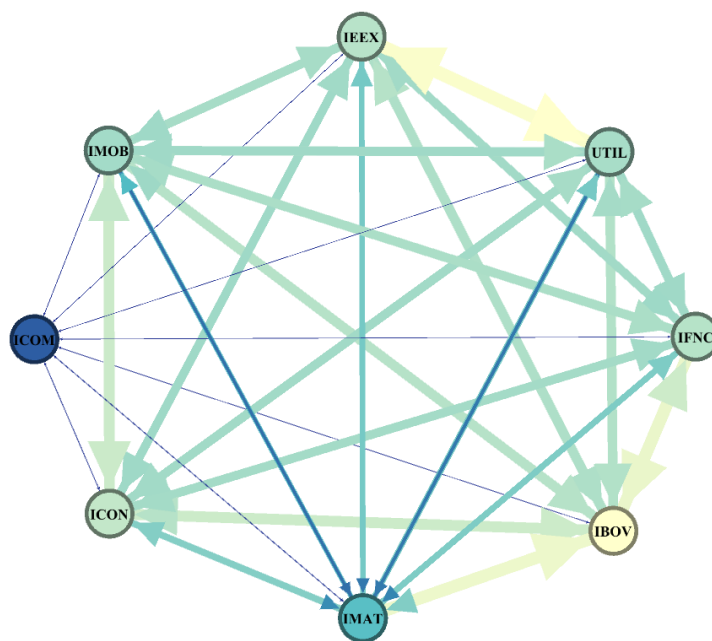
Tabela 3. Métricas de centralidade na rede de *spillovers* entre os índices setoriais da B3.

Índice Setorial	Grau de entrada ponderado	Grau de saída ponderado	Grau ponderado médio	PageRank
IBOV	98,24	82,11	90,18	0,1709
IFNC	67,16	65,85	66,51	0,1421
UTIL	70,60	78,21	74,41	0,1053
IEEX	71,01	54,64	62,83	0,1428
ICON	69,38	77,79	73,59	0,1472
IMOB	74,56	64,25	69,41	0,1346
IMAT	33,75	61,13	47,44	0,1365
ICOM	0,30	1,02	0,66	0,0206

Fonte: Elaborado pelos autores.

O grau de entrada (*in-degree*) indica o volume de volatilidade recebida de outros setores, funcionando como uma medida de vulnerabilidade ou sensibilidade. Setores com alto grau de entrada são mais expostos a choques externos, atuando como receptores de volatilidade ([Kenett e Havlin, 2015](#)). Por outro lado, o grau ponderado de saída (Grau de Saída) quantifica a volatilidade que cada setor transmite aos demais, caracterizando seu papel como transmissor de choques. A Figura 1 apresenta as relações intersetoriais.

Figura 1. Relações intersetoriais.



Fonte: Elaborado pelos autores. Observação: As cores das arestas são azul escuro (conectividade/volatilidade fraca), verde escuro (intermediária), verde claro (forte) e amarelo claro (mais forte).

De acordo com a Tabela 3, o IBOV apresenta o maior Grau de Entrada (98,24), e de maneira simultânea ele apresenta elevado grau de saída (82,11), o que sugere que, além de receber choques, redistribui-os com uma eficiência considerável para o restante da rede. O índice de Serviços Públicos apresenta uma outra situação: exibe grau de entrada na média entre os índices (70,60) mas um grau de saída elevado (78,21), sendo o segundo em grau ponderado mais alto e indicando que embora não seja o maior receptor de choques, é um grande amplificador e redistribuidor de volatilidade para outros setores.

O índice Financeiro apresenta um equilíbrio entre entrada (67,16) e saída (65,85), sugerindo um papel mais simétrico na transmissão de volatilidade. Porém, sua média ainda é alta, mostrando que o setor financeiro é como um polo importante no gerenciamento de risco do mercado brasileiro. O índice de Energia Elétrica apresenta um grau de entrada (71,01) notavelmente superior ao de saída (54,64), sendo um receptor líquido de choques de outros setores.

O índice de Commodities destaca-se pelo seu isolamento extremo: grau de entrada (0,30) e saída (1,02) praticamente nulos, assim confirmando uma desconexão estrutural com outros setores. Em redes financeiras, o PageRank permite identificar setores de importância seminal na propagação de riscos, destacando aqueles que, embora possam não possuir o maior número de conexões diretas, ocupam posições estratégicas na topologia de volatilidade.

A forte correlação empírica observada entre PageRanks e graus ponderados constitui indicativo de robustez e consistência dos resultados (Tessmann et al., 2025). IBOV mantém o maior PageRank (0,1709), porém, a proximidade entre seu PageRank e o de IFNC e IEEX sugere que, o financeiro e a energia desempenham papéis comparáveis ao agregado de mercado em termos de capacidade de amplificar perturbações sistêmicas.

O UTIL (0,1053) apresenta PageRank inferior, apesar de um grau ponderado elevado. É interpretável como, embora UTIL transmita volatilidade consideravelmente, os destinos tendem a ser setores periféricos do mercado ou de menor influência, reduzindo seu impacto agregado sobre a estrutura de risco. ICOM registra PageRank praticamente nulo (0,0206), confirmando sua irrelevância e ausência de função na propagação de choques sistêmicos.

A predominância do IBOV em grau de entrada (98,24) revela que choques setoriais específicos se propagam para o índice agregado, confirmando que o mercado de ações brasileiro apresenta elevada interdependência entre seus componentes. Este padrão é coerente com achados anteriores de Tessmann et al. (2024), que identificaram como o índice IBOV se conecta consideravelmente a todos os outros índices.

O setor IFNC conforme observado em Tessmann et al. (2024), a conectividade elevada do setor financeiro está associada à sua função intermediária no sistema econômico. De acordo com análises complementares presentes nos dados do estudo, os quatro maiores bancos brasileiros possuem uma grande concentração de aproximadamente 59% da oferta de crédito em 2023, sugerindo que perturbações no setor financeiro, originárias por exemplo de mudanças na política monetária, expectativas de inflação ou eventos globais, iriam disseminar rapidamente para setores dependentes de financiamento.

Conforme observado em pesquisas sobre determinantes da conectividade em mercados emergentes, fatores macroeconômicos externos exercem papel crítico. A conectividade total de 66,34% identifica a B3 como um mercado de interdependência moderada a alta entre seus índices setoriais. Conforme Tessmann et al. (2025), a conectividade total pode atingir valores muito superiores durante períodos específicos.

Os resultados confirmam que o papel de transmissor de volatilidade varia mais por setor. Conforme apresentado em Tessmann et al. (2025) e consistente com evidências de estudos em mercados comparáveis, setores como *Consumer*,

Energy e Public Services desempenham função de transmissores líquidos, enquanto outros setores funcionam mais como receptores.

4. Conclusão

Este estudo teve como objetivo caracterizar as relações intersetoriais entre os índices setoriais da Bolsa de Valores Brasileira (B3), com base na transmissão de volatilidade estimada pelo modelo de Diebold e Yilmaz (2012) e analisada por meio de métricas de redes complexas. A aplicação dessa metodologia permitiu compreender, de forma sistêmica, como choques de volatilidade se propagam entre os diferentes setores da Bolsa de Valores Brasileira.

Os resultados evidenciaram um elevado grau de interdependência setorial, com 66,34% da volatilidade total sendo compartilhada entre os setores, um valor que indica um mercado altamente conectado. Com setores apresentando apresentaram maior sensibilidade a choques externos, ou internos, funcionando como receptores de volatilidade. Esses resultados reforçam a ideia de que o mercado brasileiro opera como um sistema complexo e consideravelmente volátil, sendo cruciais a compreensão do risco de contágio da consideravelmente volátil economia nacional.

A combinação do modelo de *spillovers* de Diebold e Yilmaz (2012) com ferramentas de análise de redes complexas mostrou-se eficaz para mapear e quantificar as interdependências entre setores, corroborando estudos anteriores (Kenett e Havlin, 2015; Milik & Ewing, 2009; Nazlioglu et al., 2015; Pesaran e Shin, 1998; Rigobon, 2002; Tessmann et al., 2024; Tessmann et al., 2025; Yilmaz, 2010).

Assim, o trabalho contribui para a literatura ao evidenciar a estrutura sistêmica da B3, ao identificar setores-chave na transmissão de choques e ao demonstrar a utilidade da abordagem de redes complexas como ferramenta de análise da interconectividade e do risco sistêmico em mercados financeiros emergentes.

Como sugestão para pesquisas futuras, o trabalho poderia ser estendido considerando índices setoriais das demais economias da América Latina, visando identificar o efeito de choques recebidos por um determinado setor de um país nos demais e, assim, analisar as relações dinâmicas entre eles.

Referências

- Allen, F. e Gale, D. (2000). Financial contagion. *Journal of Political Economy*, 108(1):1–33.
- Antonakakis, N. e Vergos, K. (2013). Sovereign bond yield spillovers in the euro zone during the financial and debt crisis. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*.
- Baruník, J. e Křehlík, T. (2018). Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk. *Journal of Financial Econometrics*.
- Benoit, S., Colliard, J.-E., Hurlin, C., e Pérignon, C. (2017). Where the risks lie: A survey on systemic risk. *Review of Finance*, 21(1):109–152.
- Bonacich, P. (1987). Power and centrality: a family of measures. *American Journal of Sociology*, 92(5):1170–1182.
- De Oliveira Passos, M. et al. (2020). Effects of volatility among commodities in the long term: analysis of a complex network. *Annals of Financial Economics*, 15(03):2050014.
- De Oliveira Passos, M., Gonzalez, P. L., Tessmann, M. S., e De Abreu Pereira Uhr, D. (2022). The greatest co-authorships of finance theory literature (1896–2006): scientometrics based on complex networks. *Scientometrics*, 127(10):5841–5862.
- Diamond, D. W. e Dybvig, P. H. (1983). Bank runs, deposit insurance, and liquidity. *Journal of Political Economy*, 91(3):401–419.
- Diebold, F. X. e Yilmaz, K. (2009). Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *The Economic Journal*, 119(534):158–171.
- Diebold, F. X. e Yilmaz, K. (2012). Better to give than to receive: predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28(1):57–66.
- Diebold, F. X. e Yilmaz, K. (2014). On the network topology of variance decompositions: measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*.
- Dode, A. e Hasani, S. (2017). Pagerank algorithm. *IOSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE)*, 19(1):1–7.
- Kenett, D. Y. e Havlin, S. (2015). Network science: a useful tool in economics and finance. *Mind & Society*, 14:155–167.
- Koop, G., Pesaran, M. H., e Potter, S. M. (1996). Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics*, 74(1):119–147.
- Laborda, R. e Olmo, J. (2021). Volatility spillovers in the European banking industry. *Journal of International Money and Finance*.
- Nazlioglu, S., Soytaş, U., e Gupta, R. (2015). Oil prices and agricultural commodity prices: evidence from an emerging market. *Energy Economics*.
- Pesaran, M. H. e Shin, Y. (1998). Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters*, 58:17–29.
- Rigobon, R. (2002). *Contagion: how to measure it?* MIT Press, Cambridge, MA.
- Tessmann, M. S., Ely, R. A., e Canever, M. D. (2021). Volatility transmissions between commodity futures contracts in short, medium and long term. *International Journal of Financial Markets and Derivatives*.
- Tessmann, M. S. et al. (2024). Interconnections between financial and non-financial sectors in the Brazilian market: evidence from volatility spillovers and complex networks. Brasília: IDP.
- Tessmann, M. S. et al. (2025). Volatility transmission and network structure of the U.S. equity market. Brasília: IDP.

-
- Xu, Z. (2020). Research on the systemic risk of internet finance based on complex network topology. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 768:082082.
- Yilmaz, K. (2010). Return and volatility spillovers among the east asian equity markets. *Journal of Asian Economics*.