

Detecção de Comunidades entre os Membros da Câmara dos Deputados do Brasil durante o Período de 2019 a 2023: Uma Abordagem Utilizando Redes Complexas

Maykon Willyam de Sousa Ferreira,
Gustavo Figueredo Rodrigues de Sousa, Jhúlia de Souza Leal

¹Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação (ICMC/USP)
Avenida Trabalhador São-carlense, 400, Centro, São Carlos - São Paulo - Brazil

[maykonwsf, gustavofigueredo, jhuliads1]@usp.br

Abstract. *This study analyzes political alignment in the Brazilian Chamber of Deputies between 2019 and 2023, empirically updating the complex networks methodology proposed by Brito et al. (2020). Annual networks were modeled with deputies as nodes and weighted edges representing voting similarity. After extracting the network backbone using the Disparity Filter, communities were detected using the Leiden algorithm. The results indicate a discrepancy between formal party fragmentation and behavioral organization: although more than 20 parties were represented in the Chamber, voting patterns were organized into a substantially smaller number of effective communities. The observed topology is consistent with a government–opposition axis, with the main opposition party appearing as the most topologically isolated group in different periods: the PT between 2019 and 2022, and the PL in 2023. The study contributes an empirical and visual characterization of the post-2018 period, especially the 2022 electoral polarization and the reconfiguration observed after the change in government in 2023.*

Resumo. *Este trabalho analisa o alinhamento político na Câmara dos Deputados do Brasil entre 2019 e 2023, atualizando empiricamente a metodologia de redes complexas proposta por Brito et al. (2020). Foram modeladas redes anuais com deputados como nós e arestas ponderadas representando similaridade de votação. Após a extração da espinha dorsal da rede por meio do Filtro de Disparidade, as comunidades foram detectadas utilizando o algoritmo de Leiden. Os resultados indicam uma discrepância entre a fragmentação partidária formal e a organização comportamental: embora mais de 20 partidos estivessem representados na Câmara, os padrões de votação se organizaram em um número substancialmente menor de comunidades efetivas. A topologia observada é compatível com um eixo governo-oposição, com o principal partido de oposição aparecendo como o grupo mais isolado topologicamente em diferentes períodos: o PT entre 2019 e 2022, e o PL em 2023. O estudo contribui com uma caracterização empírica e visual do período pós-2018, especialmente da polarização eleitoral de 2022 e da reconfiguração observada após a mudança de governo em 2023.*

1. Introdução

O debate teórico sobre a dinâmica de governabilidade no Brasil é classicamente marcado por duas grandes linhas interpretativas. De um lado, a tese de Abranches (2018) enfatiza o dilema institucional brasileiro, no qual a fragmentação impõe altos custos de negociação ao Executivo e gera instabilidade latente, tornando o presidente um ator dependente da manutenção de coalizões nem sempre coesas [Abranches 2018]. Em contraponto, autores como Figueiredo e Limongi (1998) argumentam que o arranjo institucional brasileiro, na verdade, confere ao presidente um poderoso conjunto de ferramentas legislativas que lhe asseguram forte controle sobre a agenda [Limongi and Figueiredo 1998]. Apesar de suas diferenças, ambas as perspectivas convergem em um ponto: a centralidade da agenda legislativa como principal arena em que se expressam poder, negociação e conflito no sistema político.

Sob essa perspectiva, avanços recentes na análise política têm empregado métodos computacionais para investigar essas dinâmicas com maior detalhamento empírico. Trabalhos como o de Brito et al. (2020), por exemplo, utilizaram com sucesso a análise de redes complexas para mapear padrões de alinhamento na Câmara dos Deputados. Ao modelar uma rede em que os deputados são representados como nós e as arestas quantificam a similaridade de seus votos, os autores demonstraram que a estrutura de votação é mais organizada do que a fragmentação partidária sugeriria, identificando comunidades de votação estáveis ao longo do tempo. Contudo, Brito et al. (2020) analisaram o período de 1991 a 2018. Este estudo, portanto, aplica e atualiza essa metodologia para examinar especificamente o período mais recente e volátil de 2019 a 2023.

A abordagem baseia-se na construção de redes anuais de deputados, nas quais arestas ponderadas representam a similaridade de seus padrões de votação. Para extrair as conexões mais significativas de uma rede inerentemente densa, aplicou-se o Filtro de Disparidade, isolando a “espinha dorsal” (*backbone*) da rede. Em seguida, o algoritmo de Leiden [Traag et al. 2019] foi utilizado para detectar comunidades de deputados, garantindo grupos internamente coesos. Neste estudo, a reprodução da metodologia de Brito et al. (2020) permitiu observar como a dinâmica partidária na Câmara dos Deputados se deslocou entre 2019 e 2023 com a mudança de governo, bem como a polarização acentuada observada em 2022, ano eleitoral. Além da contribuição metodológica, o estudo também se insere em uma perspectiva de computação aplicada ao interesse público, na qual sistemas e métodos computacionais são empregados para tornar processos sociais mais organizados, transparentes e acessíveis [Ferreira et al. 2025].

O restante do artigo está organizado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta os trabalhos relacionados; a Seção 3 descreve a metodologia; a Seção 4 discute os resultados; e, por fim, a Seção 5 apresenta as conclusões.

2. Trabalhos Relacionados

A abordagem de Redes Complexas dedica-se ao estudo de sistemas representados como um conjunto de vértices (ou nós) conectados por arestas (ou ligações), que podem representar desde indivíduos em uma rede social até nações em uma rede de comércio [Newman 2003]. A força dessa metodologia reside na premissa de que a estrutura das conexões em uma rede pode revelar propriedades emergentes e padrões de organização que não seriam visíveis ao analisar apenas os componentes individuais do sistema

[Newman 2018]. No campo da ciência política, essa perspectiva é particularmente poderosa, pois permite modelar a complexa teia de relações, alianças e disputas entre atores políticos, transformando interações, como padrões de votação, em uma estrutura topológica passível de análise quantitativa. Essa perspectiva também tem sido explorada em outras tarefas computacionais, nas quais representações baseadas em grafos são utilizadas para incorporar informação relacional que não é explicitamente capturada por representações lineares tradicionais [Sousa et al. 2026].

A aplicação de redes complexas à análise do cenário político brasileiro tem se mostrado frutífera, com destaque para o trabalho de Brito et al. (2020). Em sua análise da Câmara dos Deputados, os autores modelaram uma rede na qual os deputados eram representados como nós e as arestas representavam a similaridade de seus votos. Essa abordagem permitiu revelar uma dissociação significativa entre a estrutura partidária formal e os blocos práticos de votação, mostrando que, apesar do crescente número de partidos, o número efetivo de comunidades de votação permaneceu baixo e estável [Brito et al. 2020]. O sucesso desse estudo em extrair padrões não triviais da dinâmica legislativa valida o potencial da análise de redes para o Congresso Nacional e serve como principal base metodológica para o presente trabalho.

Um dos principais objetivos na análise de redes é a detecção de comunidades, que consiste em identificar grupos de nós densamente conectados internamente, mas com poucas conexões com o restante da rede [Fortunato 2010]. Um método amplamente utilizado para essa tarefa é o algoritmo de Louvain [Blondel et al. 2008], um procedimento heurístico rápido e eficiente para otimizar uma métrica de qualidade de partição conhecida como modularidade. Contudo, estudos mais recentes mostraram que o algoritmo de Louvain pode produzir comunidades mal conectadas. Para superar essa limitação, foi desenvolvido o algoritmo de Leiden, que se baseia na mesma lógica, mas introduz uma etapa de refinamento que garante matematicamente que as comunidades identificadas sejam coesas e bem conectadas [Traag et al. 2019]. Por essa razão, o método de Leiden é adotado neste trabalho, visando obter resultados mais robustos e interpretáveis. O trabalho de Sahu (2024) também investiga extensões dinâmicas do algoritmo de Leiden para grafos evolutivos, demonstrando sua viabilidade em cenários com atualizações incrementais [Sahu 2024].

Muitos sistemas sociais, incluindo a relação entre parlamentares e as proposições que votam, podem ser naturalmente descritos como redes bipartidas, compostas por dois conjuntos distintos de nós, com arestas apenas entre os conjuntos [Newman 2018]. Uma técnica comum para analisar tais sistemas é a projeção, que cria uma rede unipartida a partir da estrutura bipartida; por exemplo, uma rede de deputados conectados por proposições em comum, ou uma rede de proposições conectadas por deputados em comum [Newman 2018]. Seguindo essa abordagem consolidada, esta pesquisa utiliza a mesma projeção, modelando a rede de deputados para analisar como os padrões de alinhamento e as comunidades políticas evoluíram entre 2019 e 2023. Essa escolha metodológica permite mapear diretamente blocos de poder, coesão partidária e a estrutura de polarização entre os próprios parlamentares.

3. Metodologia

As etapas que compuseram este processo são detalhadas a seguir: coleta e pré-processamento dos dados, modelagem da rede, extração de sua estrutura principal (*backbone*), detecção de comunidades de deputados e, por fim, análise e interpretação dos resultados obtidos.

3.1. Fonte e Coleta de Dados

Os dados brutos utilizados nesta pesquisa foram extraídos do Portal de Dados Abertos da Câmara dos Deputados do Brasil¹, uma fonte oficial e pública que assegura transparência e replicabilidade ao estudo. A coleta abrangeu todas as votações nominais realizadas no plenário durante a 56^a legislatura (2019–2023). A extração dos dados foi realizada de forma automatizada, utilizando a API (Interface de Programação de Aplicações) fornecida pelo próprio portal², garantindo um processo sistemático para obter informações detalhadas sobre cada proposição, os deputados votantes e seus respectivos votos.

3.2. Processamento e Tratamento dos Dados

Para a construção das redes, foram consideradas quatro categorias de voto: ‘Sim’, ‘Não’, ‘Abstenção’ e ‘Obstrução’. Para cada votação nominal, pares de deputados que registraram a mesma categoria receberam uma contribuição positiva (+1) para sua similaridade; pares com categorias distintas receberam uma contribuição negativa (−1). Deputados sem registro válido na votação não contribuíram para aquele par naquela votação específica, o que equivale a uma contribuição nula no somatório anual.

Após a normalização dos dados brutos, restaram 2.271 votações para a construção das redes anuais, distribuídas entre os anos de 2019 e 2023, como mostrado na Figura 1 (a), além de aproximadamente 530 deputados participando ao menos uma vez por ano em pelo menos uma votação nominal, como mostrado na Figura 1 (b).

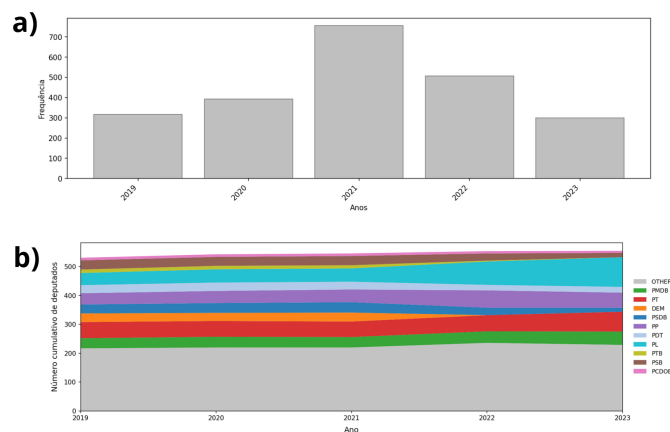


Figura 1. Em a), o conjunto de votações utilizado para modelar as redes anuais. Em b), o número cumulativo de deputados por partido que participaram das votações de cada ano.

¹<https://dadosabertos.camara.leg.br/index.html>

²<https://dadosabertos.camara.leg.br/swagger/api.html?tab=api>

3.3. Modelagem da Rede

Seguindo Brito et al. (2020), a rede foi modelada de modo a representar relações entre deputados. Para cada ano, cada nó corresponde a um deputado que participou de pelo menos uma votação nominal, e cada aresta não direcionada e ponderada representa a similaridade líquida entre o comportamento de votação de dois deputados.

Para cada votação nominal k , a contribuição par a par c_{ij}^k entre os deputados i e j foi definida como:

$$c_{ij}^k = \begin{cases} +1, & \text{se } i \text{ e } j \text{ registraram a mesma categoria válida na votação } k, \\ -1, & \text{se } i \text{ e } j \text{ registraram categorias válidas distintas na votação } k, \\ 0, & \text{se ao menos um dos deputados não teve registro válido em } k. \end{cases} \quad (1)$$

O peso final da aresta entre os deputados i e j foi então calculado como a contribuição média ao longo das N votações nominais do ano correspondente:

$$w_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N c_{ij}^k. \quad (2)$$

Assim, w_{ij} captura a similaridade líquida anual de votação entre dois deputados. Arestas com pesos negativos ou nulos foram descartadas, mantendo-se apenas arestas com peso positivo na rede completa de similaridade antes da extração do *backbone*. Após essa etapa de geração, as redes completas de similaridade produzidas eram inerentemente densas, com muitas arestas representando conexões fracas ou estatisticamente pouco relevantes. Para extrair a espinha dorsal da rede, aplicou-se o Filtro de Disparidade, conforme representado nas Equações 3 e 4:

$$\alpha_{ij} = 1 - (k_i - 1) \int_0^{P_{ij}} (1 - x)^{k_i - 2} dx \quad (3)$$

$$P_{ij} = \frac{w_{ij}}{\sum_{ik \in E} w_{ik}} \quad (4)$$

Esse método analisa, para cada nó, a distribuição de pesos de suas arestas e calcula a significância estatística (α_{ij}) de cada conexão em relação a um modelo nulo, com base na relevância P que determinada aresta possui em relação às demais arestas do nó. Arestas com altos valores de α (baixa significância) são removidas. O parâmetro de corte foi selecionado por meio de uma busca binária no intervalo $\alpha \in [0.0001, 1.0]$, com tolerância de 0.015 e máximo de 100 iterações. O filtro foi calibrado para preservar 80% do componente gigante de cada rede, garantindo que a estrutura principal fosse mantida, porém de forma mais esparsa e analiticamente tratável, como representado na Figura 2.

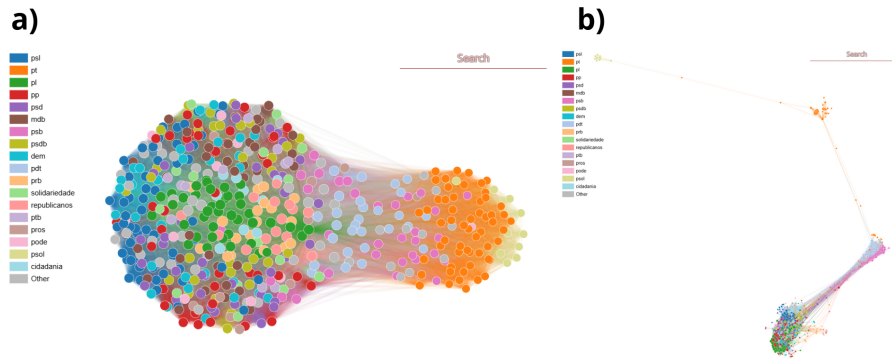


Figura 2. Em a), a rede gerada a partir dos dados de 2019 sem a técnica de extração de *backbone*. Em b), a mesma rede após a aplicação da técnica de extração de *backbone*.

3.4. Detecção de Comunidades via Otimização de Modularidade

Para a tarefa de detecção de comunidades, diversos algoritmos podem ser utilizados. Muitos desses métodos baseiam-se na métrica de modularidade para mensurar a qualidade das comunidades identificadas em redes complexas [Blondel et al. 2008]. Essa medida busca quantificar o número de ligações que ocorrem dentro das comunidades, isto é, entre nós pertencentes à mesma comunidade, acima da quantidade esperada em um modelo nulo. Matematicamente, a modularidade Q é dada por:

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{i,j} \left[A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right] \delta(c_i, c_j) \quad (5)$$

Onde $A_{ij} = 1$ se os nós i e j estão conectados, e $A_{ij} = 0$ caso contrário. $m = \frac{1}{2} \sum_{i,j} a_{ij}$ representa o número total de ligações na rede, e $k_i = \sum_j a_{ij}$. A função $\delta(c_i, c_j) = 1$ apenas se os nós i e j pertencem à mesma comunidade; caso contrário, $\delta(c_i, c_j) = 0$.

O método escolhido para detectar comunidades nas redes resultantes da etapa metodológica anterior é o algoritmo de Leiden [Traag et al. 2019]. Esse método é uma adaptação do algoritmo de Louvain [Blondel et al. 2008], mantendo o objetivo de maximizar a modularidade da rede.

3.5. Definição das Métricas Extraídas

Após a detecção das comunidades, métricas adicionais foram calculadas para caracterizar as redes anuais. Como os pesos originais das arestas representam similaridade, as análises baseadas em caminhos mínimos foram realizadas após converter similaridade em distância:

$$d_{ij} = \sqrt{2(1 - w_{ij})}. \quad (6)$$

Essa transformação atribui menores distâncias a pares de deputados com maior similaridade de votação.

A diversidade efetiva de partidos e comunidades foi calculada utilizando a exponencial da entropia de Shannon:

$$D = \exp \left(- \sum_g p_g \log p_g \right), \quad (7)$$

onde p_g é a proporção de deputados pertencentes ao grupo g , seja um partido político ou uma comunidade detectada. Esse valor não deve ser confundido com o número bruto de partidos ou comunidades: ele mede o número efetivo de grupos relevantes após considerar seus tamanhos relativos.

A fragmentação partidária foi medida como a distância média de caminho mínimo entre deputados pertencentes ao mesmo partido. Valores menores indicam que membros do mesmo partido estão topologicamente mais próximos na rede de similaridade de votação, enquanto valores maiores indicam maior dispersão interna.

O isolamento partidário foi medido como a distância média ponderada de caminho mínimo entre deputados de um partido e deputados dos demais partidos considerados na análise. Valores maiores indicam que um partido está, em média, mais distante dos demais na rede filtrada de similaridade.

Por fim, a centralidade de grau corresponde ao número de conexões preservadas para cada deputado no *backbone*, enquanto a centralidade de intermediação (*betweenness*) mede com que frequência um deputado aparece nos caminhos mínimos entre outros deputados. Nesse contexto, alta *betweenness* indica uma posição de ponte na rede de similaridade de votação, não necessariamente influência política direta ou controle causal sobre decisões legislativas.

4. Resultados

Com base nas etapas metodológicas descritas na seção anterior, foi possível obter os resultados apresentados nesta seção. Esses resultados estão divididos entre as redes geradas por meio da metodologia proposta, visualizadas com o software Helios³, e as métricas extraídas dos grafos.

4.1. Redes Geradas

A partir dos dados anuais coletados e da aplicação da metodologia descrita, foram obtidas as redes apresentadas nas Figuras 3, 4, 5, 6 e 7. As redes representam os deputados como vértices do grafo e as conexões entre eles como as conexões mais relevantes de cada deputado, extraídas por meio da técnica de *backbone*. À primeira vista, observa-se uma diferença marcante entre a quantidade de partidos políticos que compõem a Câmara dos Deputados, identificados no lado esquerdo (a) das imagens, e as comunidades comportamentais detectadas pelo algoritmo, identificadas no lado direito (b) das mesmas imagens.

³<https://heliosweb.io/docs/api>

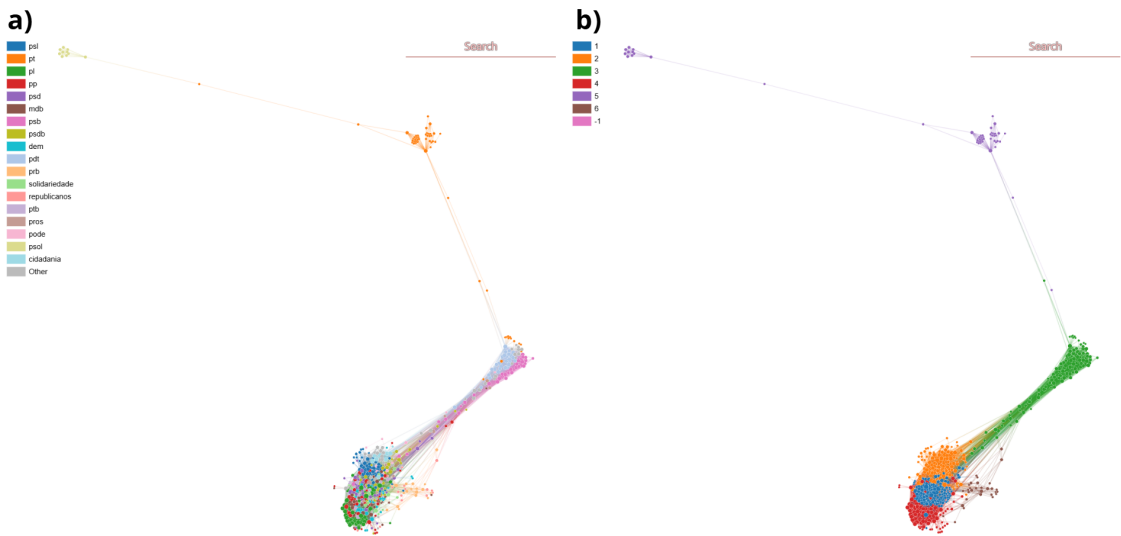


Figura 3. Rede de deputados de 2019: nós coloridos por partido (a) e por comunidade detectada pelo Leiden (b).

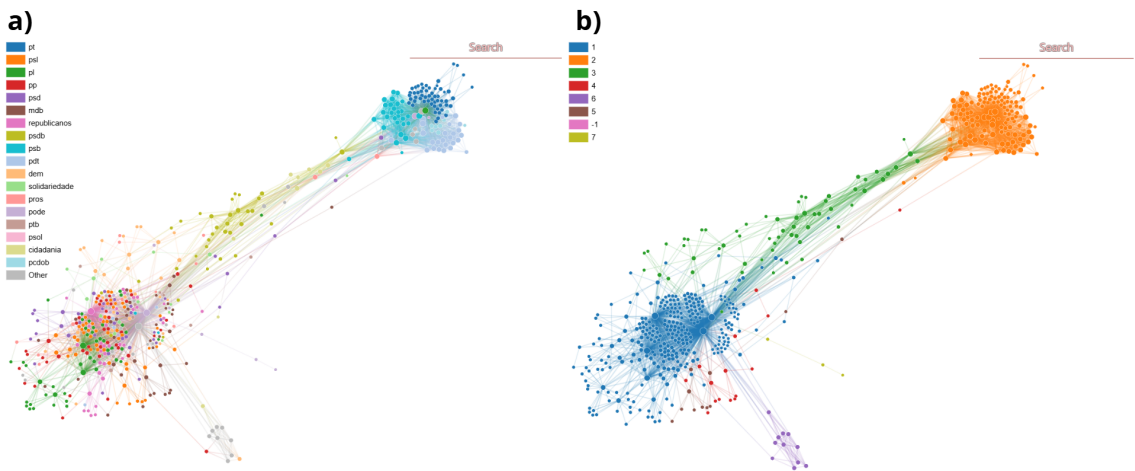


Figura 4. Rede de deputados de 2020: nós coloridos por partido (a) e por comunidade detectada pelo Leiden (b).

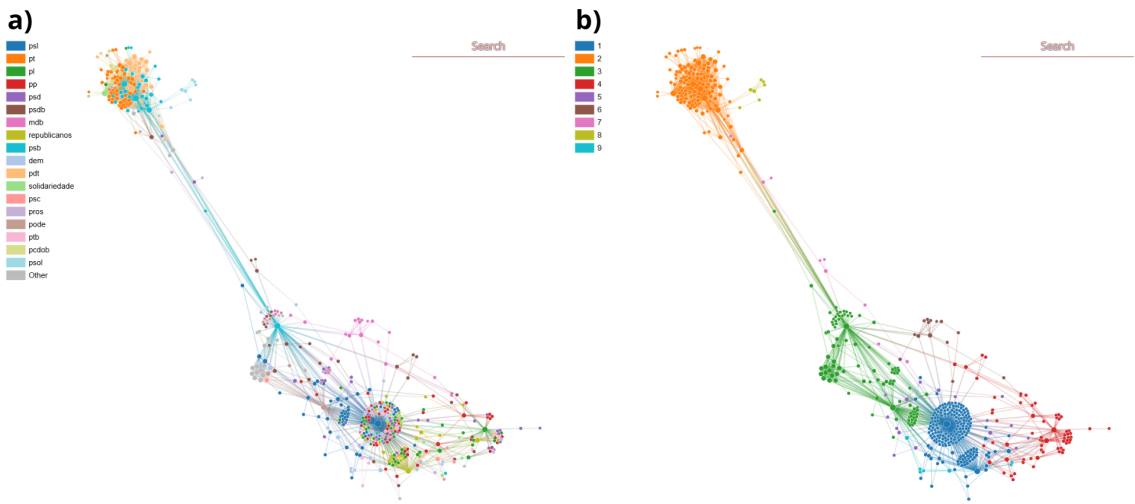


Figura 5. Rede de deputados de 2021: nós coloridos por partido (a) e por comunidade detectada pelo Leiden (b).

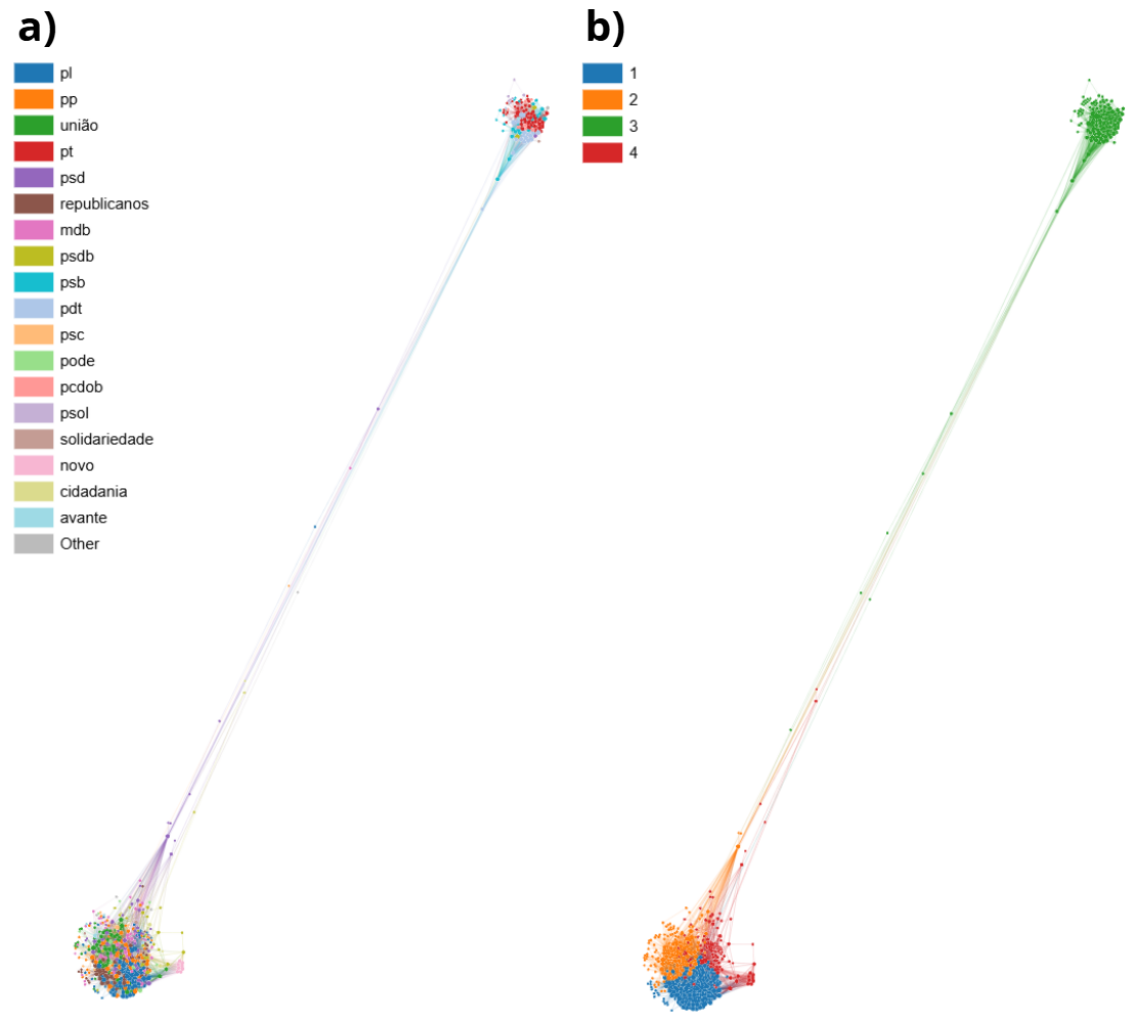


Figura 6. Rede de deputados de 2022: nós coloridos por partido (a) e por comunidade detectada pelo Leiden (b).

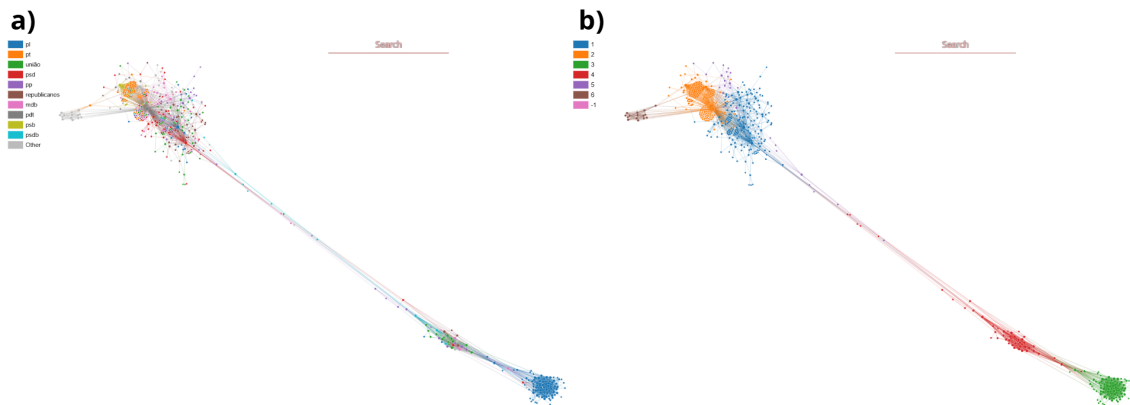


Figura 7. Rede de deputados de 2023: nós coloridos por partido (a) e por comunidade detectada pelo Leiden (b).

A análise das redes sugere uma divisão polarizada entre os membros da Câmara dos Deputados. Em praticamente todos os anos analisados, os deputados se organizam em dois grandes grupos, e essa divisão se intensifica especialmente em anos de eleição presidencial, como em 2022 (Figura 6). Nesse ano, os dois principais grupos aparecem mais distantes entre si, com poucos nós atuando como pontes entre eles, isto é, com alta centralidade de intermediação.

Também é possível observar que, entre 2019 e 2022, período marcado pelo governo do então presidente Jair Bolsonaro (PL), parte expressiva da Câmara aparece próxima ao bloco associado ao partido então no poder Executivo nacional. Esse cenário se altera em 2023 (Figura 7), quando Jair Bolsonaro (PL) é sucedido pelo presidente Luiz Inácio Lula da Silva (PT). Na Figura 7 (a), os nós em azul escuro (deputados do PL) aparecem mais distantes dos demais, enquanto os nós em laranja (deputados do PT) estão mais próximos e mantêm conexões com maior variedade de partidos.

4.2. Métricas Extraídas

A Figura 8 apresenta o grau médio das redes anuais após a extração do *backbone*. A rede de 2022 apresenta o maior grau médio, indicando que mais conexões de similaridade foram preservadas após o procedimento de filtragem.

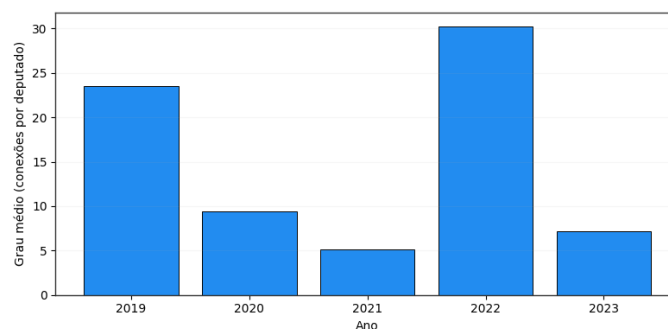


Figura 8. Grau médio dos nós em cada rede.

A Figura 9 compara a quantidade de partidos e de comunidades detectadas. O número de comunidades comportamentais é consistentemente menor do que o número de

partidos formais, e a diversidade efetiva das comunidades é menor do que a contagem bruta, indicando concentração em poucos grupos maiores.

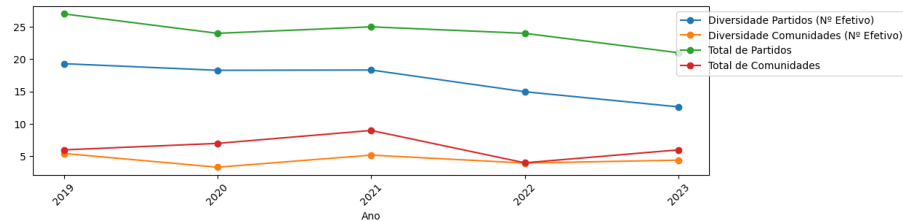


Figura 9. Distribuição da quantidade de partidos políticos e comunidades identificadas. As linhas representam, respectivamente, o número de partidos políticos (verde), a diversidade efetiva de partidos (azul), o número de comunidades detectadas (vermelha) e a diversidade efetiva das comunidades detectadas (laranja).

A Figura 10 apresenta a dispersão interna dos partidos. Valores menores indicam que deputados do mesmo partido estão mais próximos na rede de similaridade de votação. O PT apresenta dispersão comparativamente baixa entre 2019 e 2022, enquanto PL, UNIÃO e PP aumentam em 2023.

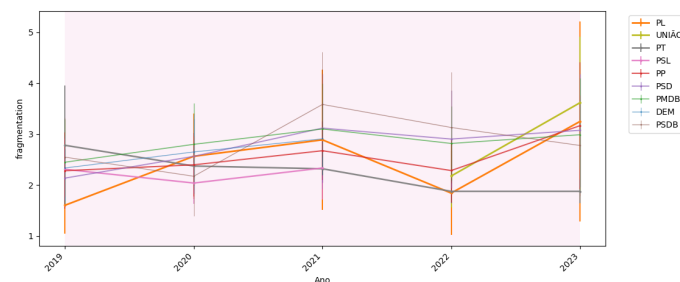


Figura 10. Fragmentação dos partidos políticos ao longo dos anos analisados.

A Figura 11 mostra o isolamento partidário. O PT aparece como o partido mais isolado entre 2019 e 2022, enquanto o PL se torna o mais isolado em 2023. Esse padrão é compatível com uma interpretação governo-oposição, mas permanece descritivo e não estabelece causalidade.

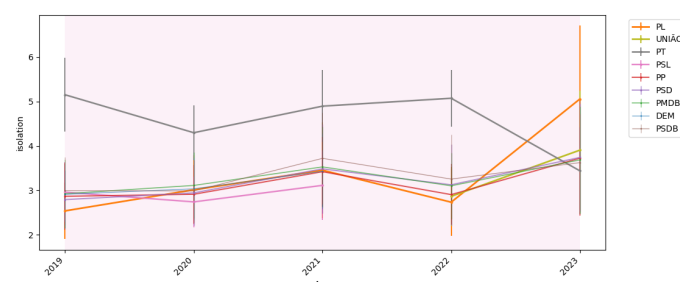


Figura 11. Isolamento dos partidos políticos ao longo dos anos analisados. O gráfico mostra a distância topológica entre partidos, destacando a separação entre blocos de governo e oposição.

A Figura 12 apresenta os deputados com maiores centralidades de grau e de intermediação. Esses valores indicam centralidade topológica e posições de ponte na rede de similaridade de votação, não influência política direta.

	Centralidade de grau	Betweenness (nós)		Centralidade de grau	Betweenness (nós)		Centralidade de grau	Betweenness (nós)
2019	abilio santana - PL	259	2020	roman - Patriota	256	2021	celso sabino - PSL	264
	ze vitor - PL	254		pr. marco feliciano - Rep	205		celso sabino - PSL	91727
	junior mano - PL	247		patricia ferraz - PODE	193		fabio henrique - PDT	99
	gelson azevedo - PL	219		valdevan noventa - PL	129		felipe rigoni - PSB	687722
	fernando rodolfo - PL	199		eduardo braide - PODE	121		rosana valle - PSB	99
	pompeo de mattos - PDT	27776		pr. marco feliciano - Rep	17622		rosana valle - PSB	31429
	valmir assuncao - PT	23580		otto alencar filho - PSD	16908		cassio andrade - PSB	93
	mario negromonte jr. - PP	18879		pastor sargento isidorio - Avan	16112		rodrigo coelho - PODE	23438
	junior mano - PL	18556					silvia cristina - PDT	91
	abilio santana - PL	11615					tabata amaral - PSB	16383

	Centralidade de grau	Betweenness (nós)		Centralidade de grau	Betweenness (nós)
2022	luz lima - PL	275	2023	max lemos - PDT	292
	marcio labre - PL	253		weilton prado - Soli	125
	bibo nunes - PL	197		gilberto nascimento - PSD	96
	sanderson - PL	189		gilberto nascimento - PSD	31518
	coronel chrisotomo - PL	188		lucas redecker - PSDB	43547
	marcelo ramos - PSD	49144		lucas redecker - PSDB	31518
	luciano ducci - PSB	22567		max lemos - PDT	83351
	luz lima - PL	22049		gilberto nascimento - PSD	96
	rodrigo agostinho - PSB	20614		lucas redecker - PSDB	43547
	lito - Avan	15364		lucas redecker - PSDB	31518

Figura 12. Top 5 deputados com maiores centralidades de grau e de intermediação entre 2019 e 2023.

5. Conclusões

Este estudo analisou redes anuais de similaridade de votação entre deputados federais brasileiros de 2019 a 2023. Os resultados indicam que a fragmentação partidária formal não se traduz diretamente no mesmo nível de fragmentação comportamental: mais de 20 partidos estiveram representados, mas as comunidades de votação detectadas foram substancialmente menos numerosas.

Os padrões temporais observados são compatíveis com uma interpretação baseada no eixo governo-oposição. O PT aparece como o partido mais isolado topologicamente entre 2019 e 2022, enquanto o PL ocupa essa posição em 2023, após a mudança no Governo Federal. A rede de 2022 também apresenta o maior grau médio após a extração do *backbone*, sugerindo uma estrutura filtrada mais densa durante o ano da eleição presidencial. Esses achados são descritivos e não estabelecem mecanismos causais.

A principal contribuição do trabalho é uma atualização empírica de uma abordagem de redes complexas para um período recente e politicamente relevante da Câmara dos Deputados. Trabalhos futuros devem testar a robustez dos achados sob codificações alternativas dos votos, múltiplas execuções do algoritmo de Leiden, diferentes limiares de *backbone* e redes centradas nas proposições legislativas.

6. Agradecimentos

Este trabalho foi concebido durante a disciplina SCC5882 – Redes Complexas para Ciência da Computação, ministrada em 2025 pelo Professor Alneu de Andrade Lopes⁴. Os autores agradecem ao professor pela orientação e pelas discussões que motivaram o desenvolvimento deste estudo.

⁴<https://orcid.org/0000-0003-3112-4746>

Referências

- Abranches, S. (2018). Presidencialismo de coalizão. *Raízes e evolução do modelo político brasileiro*. São Paulo: Companhia das Letras.
- Blondel, V. D., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R., and Lefebvre, E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of statistical mechanics: theory and experiment*, 2008(10):P10008.
- Brito, A. C. M., Silva, F. N., and Amancio, D. R. (2020). A complex network approach to political analysis: Application to the brazilian chamber of deputies. *Plos one*, 15(3):e0229928.
- Ferreira, M. W. d. S., Veras, M. M. R. d. S., and Anchiêta, R. T. (2025). Foodconnect: um software de gestão logística para auxiliar no combate à fome e redução de desperdícios. In *Simpósio Brasileiro de Sistemas Multimídia e Web (WebMedia)*, pages 115–118. SBC.
- Fortunato, S. (2010). Community detection in graphs. *Physics reports*, 486(3-5):75–174.
- Limongi, F. and Figueiredo, A. (1998). Bases institucionais do presidencialismo de coalizão. *Lua Nova: revista de cultura e política*, pages 81–106.
- Newman, M. (2018). *Networks*. Oxford university press.
- Newman, M. E. (2003). The structure and function of complex networks. *SIAM review*, 45(2):167–256.
- Sahu, S. (2024). A starting point for dynamic community detection with leiden algorithm.
- Sousa, A. R. d., Sousa, C. S., Barros, C. H. S., and Anchiêta, R. T. (2026). Extending an ensemble baseline with corpus-based graph features for portuguese pun detection. In *Proceedings of the 17th International Conference on Computational Processing of Portuguese*, pages 759–769. Association for Computational Linguistics.
- Traag, V. A., Waltman, L., and Van Eck, N. J. (2019). From louvain to leiden: guaranteeing well-connected communities. *Scientific reports*, 9(1):1–12.