

André Felipe Mireski - 2020815
Raquel de Oliveira - 2399113

Projeto de Análise de Redes Sociais com Grafos

Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR

Departamento Acadêmico de Computação – DACOM

Bacharelado em Ciência da Computação – BCC

Campo Mourão
Novembro / 2025

Resumo

Este trabalho analisou duas estruturas de redes distintas a partir do catálogo da Netflix para compreender padrões de influência, colaboração e conectividade no meio audiovisual. A Rede 1, formada exclusivamente por artistas e suas coocorrências em produções, permitiu identificar clusters de colaboração, artistas centrais e comunidades bem definidas dentro do conjunto filtrado. Já a Rede 2, bipartida entre artistas e gêneros, possibilitou examinar como diferentes categorias cinematográficas estruturam a atuação desses profissionais e como a versatilidade influencia sua posição na rede. Em ambas as redes foram aplicadas métricas de centralidade (degree, PageRank, closeness e betweenness) que, combinadas aos filtros por países e gêneros, revelaram não apenas quem são os artistas e diretores mais influentes, mas também quais gêneros desempenham papéis estruturais no catálogo. Os resultados obtidos mostram padrões consistentes de concentração de produções em gêneros centrais e evidenciam diferenças significativas de conectividade entre os profissionais analisados.

Palavras-chave: Grafos, Redes Sociais, Entretenimento.

Sumário

1	Introdução	4
1.1	Contextualização do Tema	4
1.2	Revisão da Literatura	4
1.3	Formulação do Problema	5
1.4	Objetivos e Perguntas da Pesquisa	5
1.5	Justificativa e Contribuições	6
2	Fundamentação Teórica	6
2.1	Conceitos de Teoria de Grafos	6
2.2	Medidas de Centralidade	7
2.3	Algoritmos de Detecção de Comunidades	7
3	Metodologia	8
3.1	Dataset	8
3.2	Ferramentas	9
3.3	Pré-Processamento e Limpeza	9
3.3.1	Rede 1	9
3.3.2	Rede 2	10
4	Análise e Resultados	11
4.1	Características Gerais da Rede	11
4.2	Grafo de Coautoria	12
4.3	Análise Geral da Rede	12
4.4	Análise - Rede 1	14
4.4.1	Grafo de coautoria - Maior Número de Conexões	14
4.4.2	Grafo de coautoria - Maior Número Filmes	17
4.5	Análise - Rede 2	20
4.5.1	Sem Filtros	20
4.5.2	Artistas Mais Influentes	21
4.5.3	Artistas Mais Influentes - Análise	22
4.5.4	Diretores Mais Influentes	24
5	Conclusão	28
6	Referências	28
	Referências	28

1 Introdução

1.1 Contextualização do Tema

Com o crescimento das plataformas de streaming, grandes volumes de dados relacionados a produções audiovisuais tornaram-se amplamente disponíveis. A Netflix, atualmente uma das maiores empresas globais do setor, reúne milhares de filmes, séries e documentários, acompanhados de informações como elenco, diretores, países de produção e gêneros. Esses elementos formam um ecossistema rico e interconectado, no qual artistas, diretores e categorias de conteúdo estabelecem relações que podem ser analisadas sob a perspectiva de redes.

A Análise de Redes Sociais (ARS) aplicada ao domínio audiovisual permite identificar padrões de colaboração, estruturas de influência, comunidades criativas, bem como dinâmicas que influenciam a produção cultural global. Quando representados como grafos, atores e diretores podem ser vistos como nós conectados por vínculos de trabalho, enquanto gêneros e países funcionam como atributos que moldam diferentes subestruturas da rede.

1.2 Revisão da Literatura

Estudos sobre redes de colaboração artística têm avançado significativamente nas últimas décadas, impulsionados pela consolidação da Análise de Redes Sociais (Social Network Analysis – SNA) como ferramenta para investigar interações complexas. Trabalhos fundacionais, como os de Barabási e Albert (1999) e de Newman (2003), demonstraram que diversas redes sociais e culturais exibem propriedades scale-free, caracterizadas por distribuições de grau com caudas longas e pela presença de hubs altamente conectados.

No campo das redes de colaboração criativa, pesquisas clássicas como as de Watts e Strogatz (1998) e Newman, Watts e Strogatz (2002) evidenciam que sistemas sociais tendem a apresentar alto coeficiente de agrupamento e pequenos caminhos mínimos, propriedades também observadas em redes de artistas, músicos e cineastas. Esses achados fornecem uma base teórica essencial para compreender padrões estruturais recorrentes em contextos culturais diversos.

A importância das métricas de centralidade na caracterização de agentes influentes também é amplamente destacada na literatura. Freeman (1979) formalizou medidas como centralidade de grau, intermediação e proximidade, que se tornaram pilares analíticos em estudos sobre relevância e posição estratégica dentro de redes complexas. Complementarmente, Brin e Page (1998) introduziram o PageRank, posteriormente aplicado a diversos tipos de redes, incluindo ambientes culturais e artísticos.

Além disso, métodos de detecção de comunidades tornaram-se fundamentais para

compreender a segmentação interna de redes reais. O algoritmo de Girvan e Newman (2002) e o método Louvain, proposto por Blondel et al. (2008), são amplamente utilizados para revelar agrupamentos estruturais, temáticos ou geográficos, contribuindo para interpretações mais profundas sobre dinâmicas colaborativas.

Por fim, estudos recentes têm aplicado tais abordagens ao contexto das plataformas de streaming. Lee e Schwager (2020), ao analisarem padrões de diversidade global em conteúdos audiovisuais, demonstraram como métodos baseados em redes permitem compreender relações entre países, gêneros e fluxos culturais mediados por sistemas digitais de recomendação e distribuição.

1.3 Formulação do Problema

Embora exista uma vasta disponibilidade de dados sobre produções audiovisuais, as relações entre artistas, diretores e gêneros ainda são pouco exploradas por meio de ARS no contexto de plataformas de streaming. A Netflix, por reunir produções de diferentes países e categorias, oferece a oportunidade de investigar quem são os profissionais mais centrais, quais parcerias são mais frequentes e como se estruturam os vínculos entre artistas, diretores e gêneros. Dessa forma, o problema central deste projeto consiste em analisar, a partir do dataset do Kaggle, quais indivíduos desempenham papéis de maior relevância estrutural e quais relações se destacam dentro da rede.

1.4 Objetivos e Perguntas da Pesquisa

O objetivo geral deste trabalho é aplicar técnicas de Análise de Redes Sociais para identificar padrões de colaboração e influência entre artistas, diretores e gêneros presentes no catálogo da Netflix.

Especificamente, busca-se responder às seguintes perguntas de pesquisa:

- **Quais são os artistas, com o maior número de filmes, que mais trabalharam juntos?**
- **Quais são os artistas que mais trabalharam com outros artistas?**
- **Quais artistas são mais influentes dentro de determinados gêneros?**
- **Quais diretores são mais influentes dentro de determinados gêneros?**

Essas questões permitem explorar diferentes dimensões da rede, desde a colaboração direta até a influência por categoria e padrões estruturais mais amplos.

1.5 Justificativa e Contribuições

A relevância deste estudo está na aplicação de ARS ao domínio de streaming, que representa uma área em expansão e ainda pouco explorada academicamente. A análise baseada em grafos possibilita compreender como se organizam as relações entre profissionais do audiovisual, revelando estruturas que não são facilmente perceptíveis apenas por meio de estatísticas tradicionais.

Entre as contribuições deste trabalho, destacam-se:

- Construção de redes bipartidas para investigar conexões entre artistas/diretores e gêneros.
- Utilização de métricas de centralidade para identificar indivíduos influentes na rede.
- Geração de visualizações e tabelas para a interpretação das dinâmicas de colaboração.
- Aplicação de algoritmos de detecção de comunidades na identificação de agrupamentos temáticos.

2 Fundamentação Teórica

2.1 Conceitos de Teoria de Grafos

A Teoria dos Grafos fornece a base matemática para a representação e análise de sistemas compostos por elementos interconectados. Um grafo é definido como um conjunto de vértices (ou nós) e um conjunto de arestas que conectam pares de vértices. Em contextos socioculturais, vértices geralmente representam indivíduos, obras, organizações ou entidades criativas, enquanto arestas representam alguma forma de relação, colaboração, similaridade ou interação.

Grafos podem ser não dirigidos, quando as relações são bidirecionais, ou dirigidos, quando há orientação nas conexões, como redes de influências ou de recomendações. Também podem ser ponderados, indicando intensidade de interação (ex.: número de colaborações entre artistas), ou não ponderados, quando todas as conexões têm o mesmo peso. Conceitos como grau, caminhos mínimos, componentes conexas e densidade são fundamentais para descrever a estrutura global de uma rede e identificar padrões de organização interna.

A análise estrutural desses elementos permite compreender como atores se conectam, como grupos se formam e como propriedades emergentes surgem de interações locais. Essas características são particularmente relevantes para redes culturais e artísticas, que

frequentemente exibem organização hierárquica, formação espontânea de comunidades e forte heterogeneidade nas conexões.

2.2 Medidas de Centralidade

- **Centralidade de Grau:** avalia quantas conexões diretas um nodo possui. Em redes culturais, um ator com alto grau costuma ser alguém amplamente colaborativo, como artistas que participam de múltiplas obras ou gêneros amplamente associados a outros.
- **Centralidade de Intermediação (Betweenness):** mede a frequência com que um vértice aparece nos caminhos mínimos entre pares de outros vértices. Um ator com alta intermediação tende a funcionar como “ponte” entre grupos distintos, facilitando fluxo de informação ou colaboração entre comunidades.
- **Centralidade de Proximidade (Closeness):** reflete quão perto um vértice está, em termos de distância geodésica, de todos os outros na rede. Nodos com alta proximidade conseguem acessar mais rapidamente a rede como um todo, o que pode indicar artistas ou obras com grande alcance.
- **PageRank:** avalia importância levando em conta não apenas o número de conexões, mas também a relevância de quem está conectado a um vértice. Em redes culturais, ele permite identificar obras, atores ou gêneros que se destacam por conexões com elementos influentes.

2.3 Algoritmos de Detecção de Comunidades

A detecção de comunidades busca identificar subconjuntos de vértices mais densamente conectados entre si do que com o restante da rede. Esse processo é essencial para compreender segmentações temáticas, estilos artísticos, nichos criativos e agrupamentos naturais dentro de sistemas culturais.

Os métodos utilizados foram:

- **Abordagens Baseadas em Modulação (Modularity):** buscam particionar a rede maximizando o valor de modularidade, que mede o quão bem definidos estão os grupos internos. Métodos como o algoritmo Louvain são amplamente empregados devido à sua eficiência, especialmente em redes grandes.
- **Métodos Baseados em Remoção de Arestas:** algoritmos como Girvan–Newman identificam comunidades removendo arestas que atuam como pontes estruturais entre grupos. Essa abordagem, embora mais custosa computacionalmente, produz divisões hierárquicas interpretáveis.

- **Métodos Hierárquicos:** podem ser aglomerativos (unem nós em clusters progressivamente) ou divisivos (dividem a rede em grupos menores). São úteis quando o objetivo é analisar diferentes níveis de segmentação.

A identificação de comunidades é particularmente relevante em redes culturais porque permite revelar blocos de colaboração, gêneros estilísticos fortemente interconectados e agrupamentos de artistas que compartilham características ou contextos de produção.

3 Metodologia

3.1 Dataset

A rede analisada neste trabalho foi construída a partir do dataset *Netflix Movies and TV Shows*, disponibilizado publicamente na plataforma Kaggle. O conjunto contém 8.807 obras cadastradas no catálogo da Netflix, abrangendo produções de diversos países, gêneros, diretores e elencos. Cada linha do dataset representa uma obra (filme ou série) identificada por um show_id único.

Os atributos utilizados para a construção da rede foram:

- **type:** identifica se o item é Movie (70% do total) ou TV Show (30%).
- **title:** título da obra.
- **director:** nome(s) do(s) diretor(es), com cerca de 30% de valores nulos.
- **cast:** lista de artistas participantes; aproximadamente 9% nula.
- **country:** país ou países de produção, com maior concentração nos Estados Unidos (32%), seguido pela Índia (11%), e o restante distribuído entre mais de 90 países (57%).
- **release_year:** ano de lançamento da obra, indo de 1925 a 2021, com grande concentração de títulos entre 2011–2021.

As perguntas de pesquisa foram distribuídas entre os integrantes do grupo, e cada participante desenvolveu seu próprio grafo a partir dos atributos mais adequados para responder às questões propostas. A **Rede 1** foi construída para investigar “Quais são os artistas, com o maior número de filmes, que mais trabalharam juntos? e “Quais são os artistas que mais trabalharam com outros artistas?”. Já a **Rede 2** foi elaborada para responder às perguntas “Quais artistas são mais influentes dentro de determinados gêneros?” e “Quais diretores são mais influentes dentro de determinados gêneros?”. Com base nessa divisão metodológica, temos:

A **Rede 1** foi modelada de forma que os **vértices** representem os atores e as **arestas** indiquem as conexões entre eles. Sempre que dois atores atuam em um mesmo filme, uma aresta entre eles é criada. Nesse sentido, se o peso de uma aresta é muito grande, significa que é comum esses dois atores atuarem juntos. Essa estrutura permitiu uma visão ampla acerca dos relacionamentos entre os artistas dentro da plataforma.

A **Rede 2** foi modelada de forma que os **vértices** representam dois tipos de entidades: de um lado, os artistas (atores ou diretores) e, do outro, os gêneros presentes no catálogo analisado. Já as **arestas** conectam um artista a um gênero sempre que ele participa — atuando ou dirigindo — de uma obra classificada naquela categoria. Isso significa que cada ligação indica uma evidência real de colaboração entre o artista e o gênero, permitindo medir o quanto ele está inserido e ativo naquela área. Quanto mais arestas um artista possui com um gênero específico, maior é a sua presença e potencial influência ali.

Essa estrutura foi fundamental para identificar padrões de atuação, destacar nomes mais recorrentes em determinados gêneros e, portanto, responder com precisão às perguntas centrais do estudo sobre quem são os artistas e diretores mais influentes em cada categoria.

3.2 Ferramentas

- **Python:** processamento de dados, construção dos grafos e cálculo de métricas.
- **Pandas:** manipulação dos dados.
- **NetworkX:** modelagem e análise das redes.
- **Flourish:** visualizações.

3.3 Pré-Processamento e Limpeza

3.3.1 Rede 1

- **Padronização dos Campos Relevantes**
 - Expansão das listas de *cast* de cada filme, extraindo cada um dos artistas que compunham o elenco.
 - Normalização de strings para evitar duplicidades por diferenças de acentuação ou espaçamento.
- **Montagem dos Relacionamentos Entre os Atores**

Após extrair cada um dos atores do conjunto de dados, para cada um, foi contado em quantos filmes atuaram, e montadas as relações com outros artistas. Sempre que dois artistas compunham o elenco do mesmo filme, a relação entre eles era anotada e o número de interações era aumentado em 1.

Com esse mapeamento de informações, foi possível, depois, montar os grafos referentes a **Rede 1**.

- **Seleção dos Artistas**

Para responder as duas perguntas: “**Quais são os artistas, com o maior número de filmes, e que mais trabalharam juntos?**” e “**Quais são os artistas que mais trabalharam com outros artistas?**”, foi realizada uma amostragem com os 100 atores mais relevantes em cada tópico. Para a primeira, o critério foi o número de filmes, escolhidos os 100 atores com maior número de obras. Já para a segunda, o critério considerou somente o número de conexões com outros atores, escolhendo-se os 100 mais bem relacionados.

3.3.2 Rede 2

- **Padronização dos Campos Relevantes**

- Expansão das listas de cast e director, separando nomes múltiplos.
- Normalização de strings para evitar duplicidades por diferenças de acentuação ou espaçamento.
- Remoção de entradas nulas.

- **Filtragem por Países Selecionados**

Como a análise completa gerava redes com milhares de vértices e arestas, o que ocasionou travamentos no Flourish devido ao volume, optou-se por analisar apenas países com maior representatividade no dataset.

Os países utilizados foram: **Austrália, Brasil, Canadá, França, Itália, Japão, Coréia do Sul, Espanha, Reino Unido e Estados Unidos**.

Esses países foram escolhidos por aparecerem com frequência significativa no dataset e por oferecerem diversidade cultural nas redes de colaboração.

- **Filtragem por Gêneros Selecionados**

Como a análise completa gerava redes com milhares de vértices e arestas, o que ocasionou travamentos no Flourish devido ao volume, optou-se por analisar apenas

os gêneros com maior representatividade no dataset.

Os gêneros utilizados foram: **Action & Adventure, Classic Movies, Cult Movies, Comedies, Dramas, Horror Movies, International Movies, Romantic Movies, Sci-Fi & Fantasy**.

Esses gêneros foram escolhidos por aparecerem com frequência significativa no dataset e por oferecerem diversidade cultural nas redes de colaboração.

- **Seleção dos Artistas e Diretores Mais Influentes**

Para cada país da lista, foram calculadas métricas de influência (grau, PageRank, etc). Após isso:

- Foram extraídos os top 10 artistas/diretores mais influentes de cada país.
- Em seguida, todos os top 10 de cada país foram unificados em um único grupo.
- A partir desse conjunto consolidado, foi identificada a nova lista final dos artistas e diretores mais influentes, considerando todo o subgrupo.

- **Construção das Redes Finais**

- Foram removidas arestas redundantes e obras sem colaboradores suficientes para formar conexões.

4 Análise e Resultados

4.1 Características Gerais da Rede

Utilizando-se da biblioteca *pandas*, o CSV do conjunto de dados foi lido e os nomes dos atores foram coletados. Para isso, para cada filme, foi obtido o elenco e extraído os nomes dos atores. Se dois atores trabalharam no mesmo filme, uma ligação entre eles foi estabelecida.

Após extrair todos os atores e estabelecer as ligações entre eles, foi utilizada a biblioteca *networkx* para montar o grafo da rede. Nessa rede, cada ator se tornou um nó do grafo, e as ligações entre eles, as arestas. Quanto maior for a frequência de vezes em que dois atores trabalharam juntos, maior será o peso das arestas. Com a construção do grafo, foi gerada uma rede com 36439 nós e 289207 arestas.

As medidas de centralidade, assim como outras métricas da rede, como densidade, foram realizadas utilizando funções prontas disponíveis no *networkx*. Esse também foi o caso para a detecção de comunidades, que utilizou a implementação da biblioteca para o algoritmo de louvain.

4.2 Grafo de Coautoria

O grafo de coautoria foi criado a partir de uma seleção dos 100 atores que possuíam mais conexões com outros atores. Após selecioná-los, foi montado um segundo grafo, seguindo os mesmos critérios do anterior.

Desse grafo também foram extraídas as medidas de centralidade, densidade e realizada a detecção de comunidades com louvain.

4.3 Análise Geral da Rede

A Tabela 1 mostra as principais informações extraídas do grafo da rede.

Tabela 1 – Características Gerais do Grafo - Rede1

Métrica	Valor
Nº de nós	36.439
Nº de arestas	289.207
Densidade	0,0004
Nº de componentes	874
Maior componente conexa	32.935 nós

Olhando para as informações obtidas, temos um grafo com uma densidade extremamente baixa, apesar de possuir mais de 36000 nós, o que mostra que temos uma rede com poucas conexões entre todos os nós, de forma geral, mas, que possui comunidades extremamente conectadas. Esse fato fica mais claro ao olharmos para a Figura 1, que mostra uma amostra da rede com os 100 atores mais bem conectados.

Tabela 2 – Resultados da Detecção de Comunidades - Rede 1

Métrica	Valor
Nº de comunidades	986
Modularidade	0,802
Nº mínimo de atores por comunidade	1
Nº máximo de atores por comunidade	6339
Nº médio de atores por comunidade	37

Os resultados da execução do louvain podem serem vistos na Tabela 2. Nela podemos ver, pelo valor da modularidade, 0,8, que a formação de comunidades isoladas, porém, altamente conectadas, é favorecida. Isso também fica claro ao ver-se o número de comunidades detectadas: 986.

Tabela 3 – Top 10 — Centralidade Degree

Nº	Ator	Valor
17645	Anupam Kher	1.000000
27886	Samuel L. Jackson	0.875458
28924	Takahiro Sakurai	0.835165
18287	Fred Tatasciore	0.827839
30706	Yuichi Nakamura	0.816850
7821	Yuki Kaji	0.805861
8870	Shah Rukh Khan	0.769231
28728	Fred Armisen	0.765568
12289	Akshay Kumar	0.706960
32440	Katsuyuki Konishi	0.699634

A Tabela 3 mostra os 10 atores com a maior centralidade de grau para a rede como um todo. Olhando para os nomes, percebe-se uma forte presença de atores japoneses e indianos. Tanto o Japão com os seus animes, quanto a Índia com Bollywood, possuem indústrias cinematográficas próprias e bem consolidadas internamente, porém, que não se misturam com as de outros países, via de regra. Isso acaba contribuindo para o surgimento de comunidades muito fortes em torno dos atores desses países.

Tabela 4 – Top 10 — Centralidade Closeness

Nº	Ator	Valor
5872	Alfred Molina	1.000000
27886	Samuel L. Jackson	0.999819
24267	Lena Headey	0.997466
29334	Gerard Butler	0.989915
25894	Ben Kingsley	0.988011
13406	Chloë Grace Moretz	0.987351
28796	James Franco	0.987311
35212	Willem Dafoe	0.985393
12459	Nicolas Cage	0.982399
31447	Helen Mirren	0.982184

Os 10 atores com a maior centralidade de proximidade geral podem ser vistos na Tabela 4. Aqui há uma inversão, praticamente todos os atores são de língua inglesa. Como essa é a língua dominante do planeta, e suas produções dominam o mercado internacional há décadas, os atores dessa indústria acumularam, ao longo dos anos, muitos “contatos”, interagindo, mesmo que em um único filme, com atores das outras indústrias com mais renome. Esses fatos justificam essa dominância para essa métrica, já que, de certa forma, “todos os caminhos passam por hollywood”. Então, falar com atores como Alfred Molina, Samuel L. Jackson e Lena Headey, que possuem valores de proximidades equivalentes a 1, é a melhor forma de propagar informações por essa rede.

Tabela 5 – Top 10 — Centralidade Betweenness

Nó	Ator	Valor
17645	Anupam Kher	1.000000
15256	Sahajak Boonthanakit	0.596754
27357	Om Puri	0.526919
8614	Iko Uwais	0.500941
25894	Ben Kingsley	0.449836
27011	Christopher Lee	0.441398
18710	Steven Yeun	0.423129
15754	Danny Glover	0.399337
19016	Haluk Bilginer	0.359689
12243	Priyanka Chopra	0.335706

A Tabela 5 mostra as 10 maiores centralidades de intermediação entre os atores. Nela, observa-se uma grande discrepância entre o primeiro lugar, Anupam Kher, um renomado ator indiano, e os demais atores. Essa diferença reforça a existência de uma rede com comunidades bem isoladas ligadas por poucas pontes. Atores mais velhos na indústria americana, e com mais renome, também estão entre as 10 maiores pontes, destacando-se Christopher Lee e Danny Glover.

Tabela 6 – Top 10 — Centralidade PageRank

Nó	Ator	Valor
17645	Anupam Kher	1.000000
8870	Shah Rukh Khan	0.790993
35248	Naseeruddin Shah	0.709278
27886	Samuel L. Jackson	0.704034
12289	Akshay Kumar	0.695227
27357	Om Puri	0.674130
29929	Paresh Rawal	0.651386
18287	Fred Tatasciore	0.651216
33809	Boman Irani	0.634042
2554	Amitabh Bachchan	0.628947

O isolamento das comunidades também contribui para um alto pagerank entre os atores dessas comunidades, como mostra a Tabela 6, onde estão os 10 atores com o maior valor dessa métrica. Com exceção de Samuel L. Jackson que é Americano, todos os outros atores são pertencentes a mercados cinematográficos não ingleses. O alto pagerank desses atores é explicado pela alta coesão dentro de suas comunidades, fazendo com que muito do valor do pagerank converja para os maiores expoentes dessas indústrias.

4.4 Análise - Rede 1

4.4.1 Grafo de coautoria - Maior Número de Conexões

A Figura 1 mostra o grafo de coautoria montado com base nos 100 atores com o maior número de conexões. O objetivo desse grafo era responder à pergunta “Quais são

os artistas que mais trabalharam com outros artistas?”.

Tabela 7 – Principais comunidades detectadas e seus respectivos tamanhos.

Comunidade	Nome	Nº de atores
0	Indianos	12
1	Japoneses	27
2	Atores de Língua Inglesa	61

Community ● 1 ● 2 ● 0

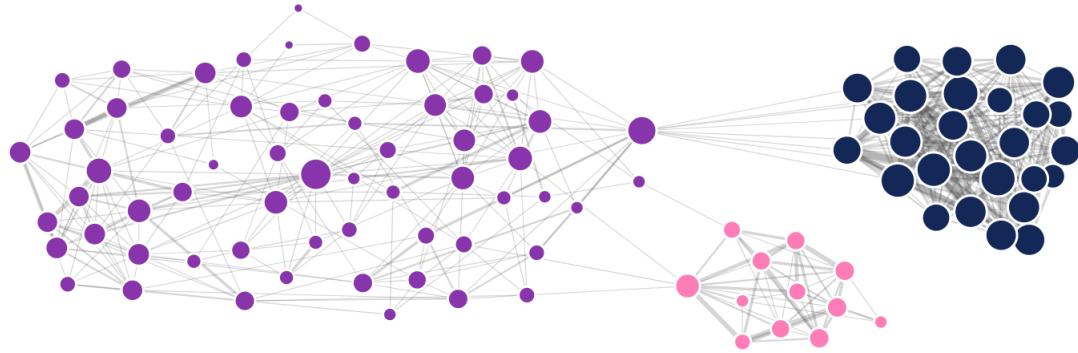


Figura 1 – Grafo de Coautoria - Maior Número de Conexões

Ao olharmos para as comunidades detectadas pelo algoritmo de *louvain*, percebe-se a existência de três comunidades, detalhadas na Tabela 7. Dessas comunidades, duas delas (0 e 1), se caracterizam por serem isoladas com forte conectividade entre seus membros, colaborando os valores de densidade e modularidade desse grafo, mostrados na Tabela 8. Porém, como se trata de uma amostra da rede completa, acaba também por corroborar as métricas do grafo completo, Tabela 1.

Tabela 8 – Métricas grafo de coautoria - Conexões

Métrica	Valor
Nº de Nós	100
Nº de Areias	583
Densidade	0,11778
Modularidade	0,507

A alta conectividade entre os membros das comunidades japonesa e india, pode ser explicada pelo fato de que ambas possuem indústrias cinematográficas bem fortes em seus países, Japão com seus animes e Índia com Bollywood, onde os atores não fazem intercâmbio com artistas de fora dessas bolhas.

As exceções dentro desse grafo aparecem ao analisá-lo pela ótica da centralidade de intermediação, Figuras 2 e 3. Anupham Kher é um renomado ator indiano, com vários trabalhos internacionais. Já Kari Wahlgren é uma famosa dubladora americana que faz muitos trabalhos no Japão, dublando personagens para jogos e animes renomados, como o vídeo-game *Devil May-Cry* e o anime *Dan da Dan*.

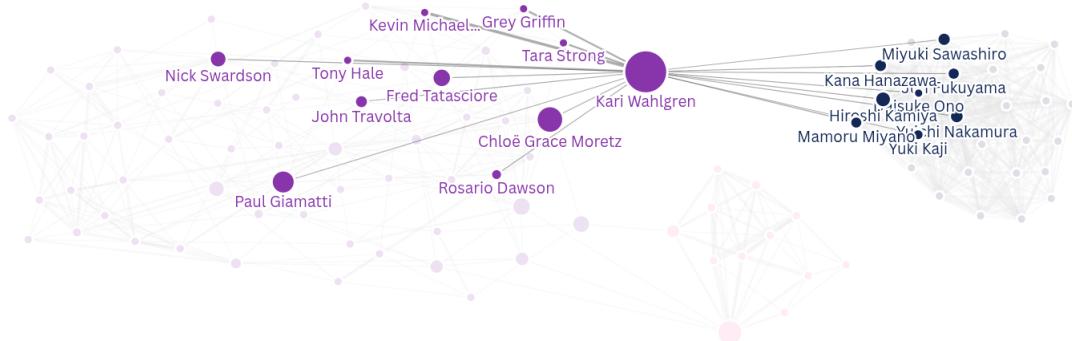


Figura 2 – Grafo por Conexões - Ex: Seleção Kari Wahlgren

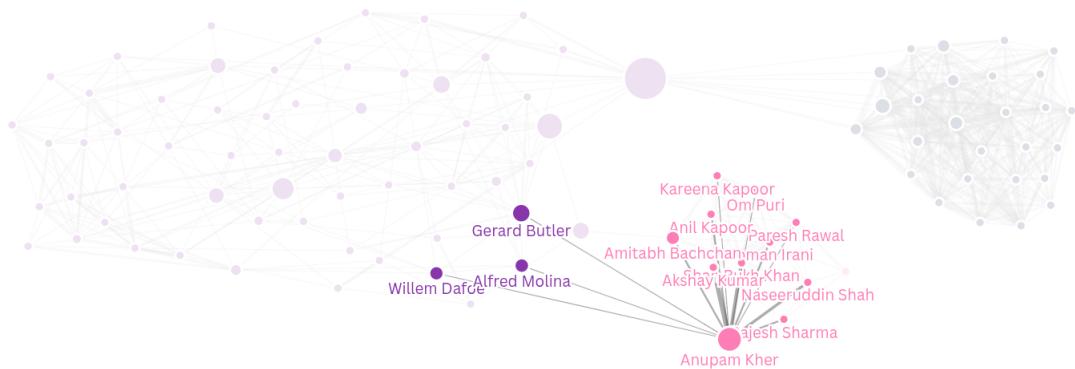


Figura 3 – Grafo por Conexões - Ex: Seleção Anupham Kher

Diante dos dados apresentados, os artistas que mais trabalharam com outros artistas são atores indianos, como Anupam Kher e Shah Rukh Khan, dubladores japoneses, como Takahiro Sakurai e Yuichi Nakamura, e artistas americanos como Samuel L. Jackson e Fred Tatasciore (dublador).

4.4.2 Grafo de coautoria - Maior Número Filmes

A Figura 4 mostra o grafo de coautoria montado com base nos 100 atores com o maior número de filmes. O objetivo desse grafo era responder à pergunta “Quais são os artistas, com o maior número de filmes, que mais trabalharam juntos?”.

Tabela 9 – Principais comunidades detectadas, médias de filmes e atores de maior participação.

Índice	Nome	Nº de atores	Média de filmes	Top ator (Nº filmes)
0	Indianos	32	21.1	Anupam Kher (43)
5	Americanos	18	17.5	Samuel L. Jackson (24)
6	Japoneses	15	19.3	Takahiro Sakurai (32)
1	Desenhos	10	19.3	Vincent Tong (26)
12	Desenhos 2	7	17.9	Fred Tatasciore (23)
3	Indianos 2	6	24.3	Julie Tejwani (33)
2	Comediantes	4	19.5	John Cleese (24)
8	Comunidade 8	3	15.3	Blossom Chukwujekwu (16)
4	Comunidade 4	1	20.0	David Attenborough (20)
7	Comunidade 7	1	17.0	Michela Luci (17)
9	Comunidade 9	1	16.0	Kristen Stewart (16)
10	Comunidade 10	1	16.0	Hassan Hosny (16)
11	Comunidade 11	1	16.0	Robb Wells (16)

Community ● 0 ● 3 ● 6 ● 1 ● 5 ● 2 ● 12 ● 4 ● 7 ● 8 ● 9 ● 10 ● 11

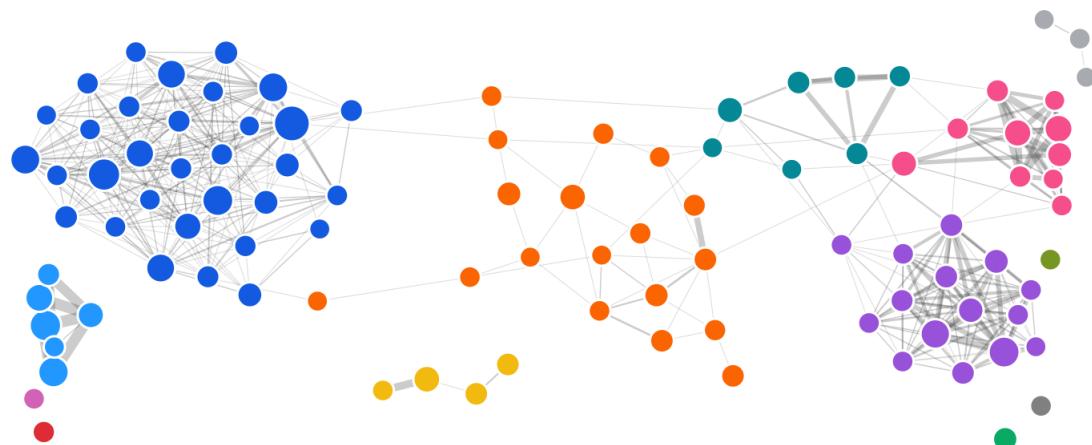


Figura 4 – Grafo de Coautoria - Por Número de Filmes

Ao se alterar o critério de seleção para os artistas que compõe o grafo, percebem-se mudanças substanciais na rede. A mais clara é o aumento do número de comunidades detectadas pelo algoritmo de *louvain*, que saltou de 3 para 13. Outro fator que chama atenção é a presença de comunidades desconectadas, que, apesar de poderem ter um seletivo grupo de atores (comunidades 8, 3 e 2), a grande maioria (comunidades 1, 7, 4, 8, 10), são formadas por um único ator.

Esse maior número de comunidades acaba refletindo em uma modularidade maior, como mostra a Tabela 10. Esse fato implica que essa nova versão do grafo apresenta uma tendência maior de formar comunidades do que a versão que leva em contra os artistas com maior número de conexões. Porém, a rede nessa amostragem ainda se caracteriza por ser esparsa, com a existência de comunidades fortes e isoladas, como pode ser visto pela sua densidade, ainda na tabela.

Tabela 10 – Métricas grafo de coautoria - Por mais filmes

Métrica	Valor
Nº de Nós	100
Nº de Arestas	460
Densidade	0,09292
Modularidade	0,763

A alta conectividade entre os membros das comunidades japonesa e indiana, permanece, porém, duas novas comunidades com membros fortemente ligados surgiram: 12 e 3, como mostra a Figura 5, onde foi dado destaque a essas comunidades. Um fato que chama atenção entre as duas comunidades indianas, é que a menor (13) tem maior peso nas arestas do grafo, mostrando que esse grupo de artistas indianos atua como um “clube fechado”, dentro dessa amostragem, enquanto a comunidade maior (0), se caracteriza por arestas mais finas, mostrando que não houve muitas recorrências nos trabalhos de filmagens entre os seus membros.

Nesse cenário, é possível responder à pergunta: ‘Quais são os artistas, com o maior número de filmes, que mais trabalharam juntos?’: Os dubladores das comunidades 1 e 6, e os indianos.

Community 0 3 6 1 5 2 12 4 7 8 9 10 11

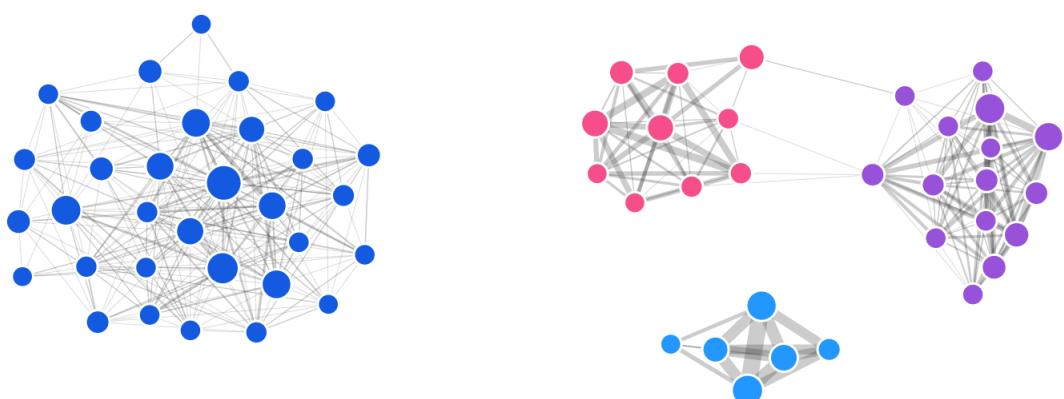


Figura 5 – Grafo de Filmes - Ex: Seleção comunidades 0, 1, 6, 13

Já acerca das comunidades 6 e 1, percebe-se que ambas apresentam um layout parecido, com uma recorrência maior nos trabalhos entre seus membros, dado que as arestas entre os nós, são um pouco mais grossas. Outro paralelo é que ambas as comunidades têm foco em animações, já que são compostas basicamente por dubladores, relação que fica claro ao ver a ligação entre membros das duas comunidades.

Esse novo arranjo da rede favorece o surgimento de novas pontes, como Willem Dafoe, Alfred Molina e Fred Tatasciore, ao passo que aumenta a importância de artistas que já eram pontes no arranjo anterior, considerando as conexões, como Anupam Kher. Esse ponto pode ser visualizado na Figura 6. Outro ponto importante que ao se analisar esse grafo de filmes sob a ótica na centralidade de intermediação é o importante papel que as comunidades de dubladores (6 e 12) possuem para a ligação das comunidades dentro dessa rede, Figura 7. Sem artistas como Fred Tatasciore e Kari Wahlgren, as rede seria bem mais fragmentada.

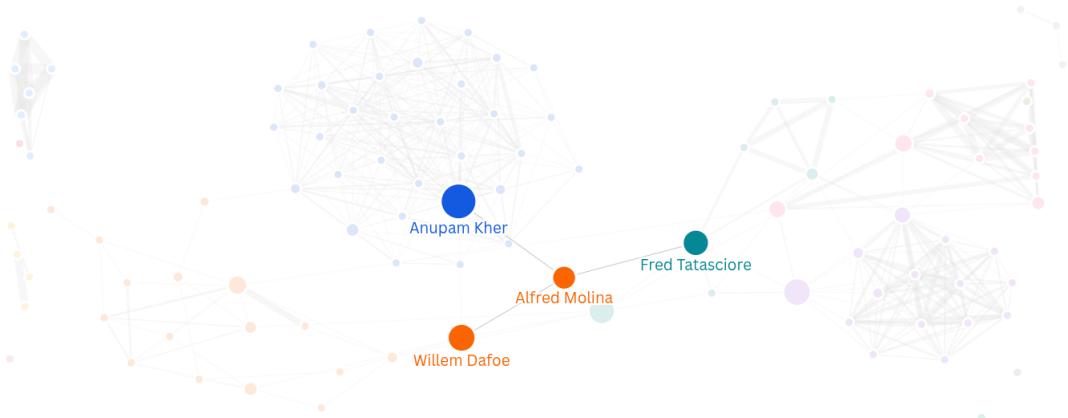


Figura 6 – Grafo de Filmes - Ex: Seleção de novas pontes

Ao analisar-se os dois grafos de coautoria, percebe-se claramente um domínio do mercado indiano dentro da *Netflix*, principalmente no que diz respeito a quantidade de filmes produzidos. O fato das comunidades de dubladores serem um elo entre diversas outras comunidades também se destaca, mostrando como o mercado de animações vêm ganhando força nos últimos anos, se popularizando a ponto de proporcionar vários intercâmbios. Porém, no fim, ainda é possível notar a força que o mercado americano acumulou na indústria cinematográfica, já que, a maior parte dos artistas é de língua inglesa, sendo o maior elo de ligação entre artistas das mais diversas nacionalidades, não importando o critério de montagem do grafo: mais conexões ou mais filmes.

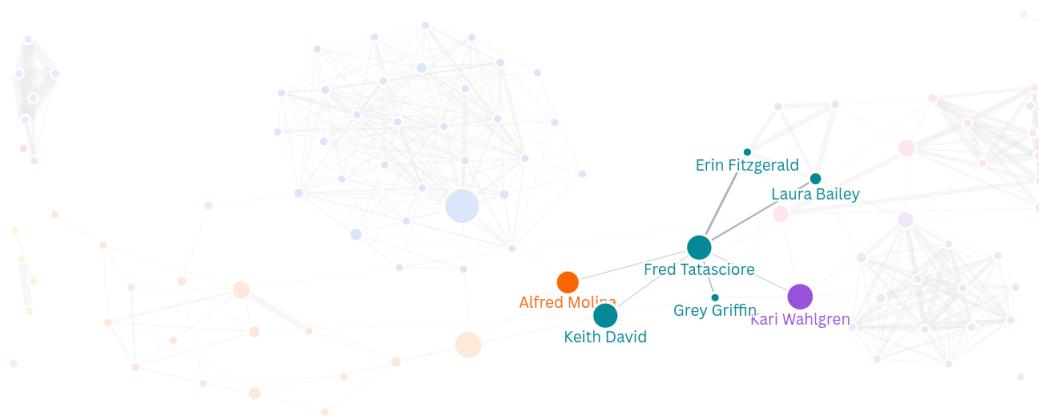


Figura 7 – Grafo de Filmes - Ex: Seleção dubladores

4.5 Análise - Rede 2

4.5.1 Sem Filtros

A figura abaixo apresenta o grafo de artistas mais influentes antes da aplicação dos filtros por gêneros e países. Observa-se que a rede é extremamente densa, dificultando a identificação dos nós e das conexões. Essa visualização evidencia a necessidade da filtragem, que permite reduzir a complexidade da rede e obter representações mais claras e interpretáveis.

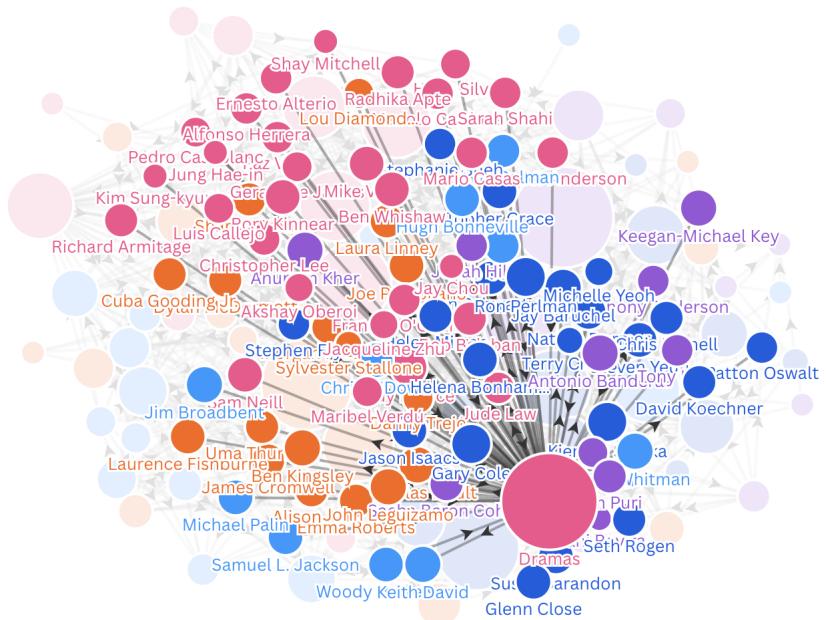


Figura 8 – Grafo Sem Filtros.

4.5.2 Artistas Mais Influentes

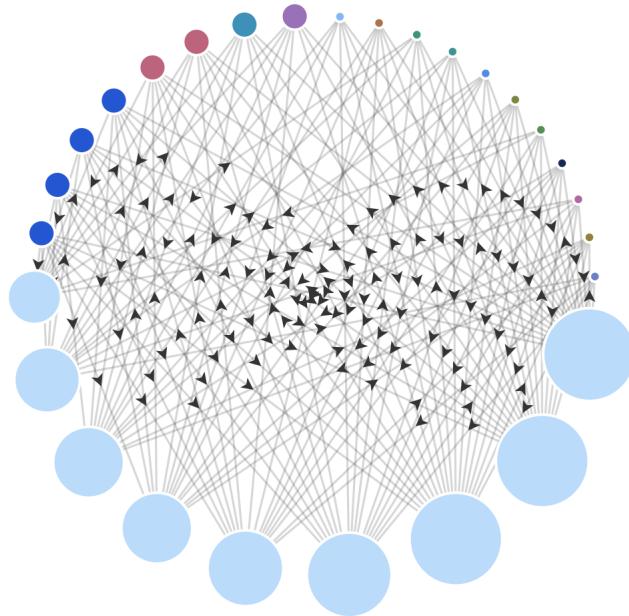


Figura 9 – Grafo Com Filtros.

No grafo, os nós em azul claro representam os gêneros cinematográficos, enquanto os demais correspondem aos artistas. O tamanho dos nós de atores indica o nível de influência, definido pela quantidade de produções nas quais o artista participou e pela sua distribuição entre diferentes gêneros. Já o tamanho dos nós dos gêneros reflete o volume de obras associadas a cada categoria, evidenciando quais áreas concentram maior atividade dos artistas da amostra.

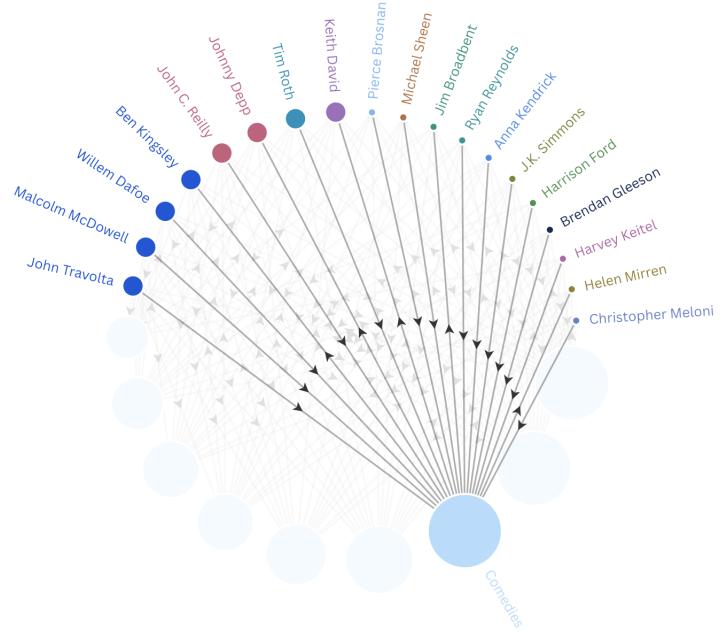


Figura 10 – Grafo Artistas - Ex: Selecionando o Gênero.

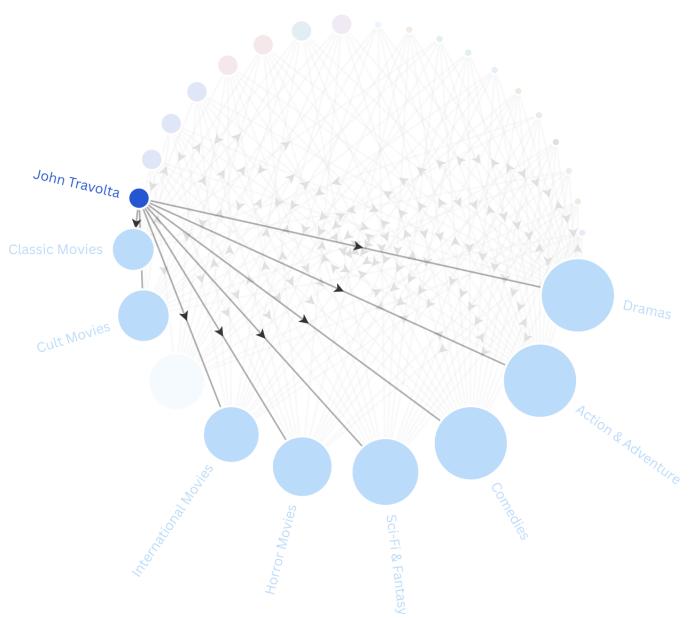


Figura 11 – Grafo Artistas - Ex: Selecionando o Artista.

4.5.3 Artistas Mais Influentes - Análise

Estes foram os 19 artistas mais influentes identificados: **Ben Kingsley, John Travolta, Malcolm McDowell, Willem Dafoe, John C. Reily, Johnny Depp, Tim Roth, Keith David, Pierce Brosnan, Michael Sheen, Jim Broadbent, Ryan Reynolds, Anna Kendrick, J.K. Simmons, Harrison Ford, Brendan Gleeson, Harvey Keitel, Helen Mirren, Christopher Meloni**.

Reynolds, Anna Kendrick, J.K. Simmons, Harrison Ford, Brendan Gleeson, Harvey Keitel, Helen Mirren e Christopher Meloni.

Entre os 19 artistas identificados como mais influentes, observa-se que aproximadamente 58% são provenientes dos Estados Unidos, 26% do Reino Unido e o restante de outros países como o Canadá. Essa distribuição acompanha o perfil predominante do próprio catálogo da Netflix, altamente concentrado em produções norte-americanas e britânicas.

Do ponto de vista estrutural da rede, diferentes métricas de centralidade ajudam a interpretar o papel de cada ator:

- **Degree:** representa o número de gêneros com os quais o artista está conectado. Um degree alto indica versatilidade, ou seja, o artista atuou em muitos gêneros diferentes. Atores como **Ben Kingsley** (0.083), **Malcolm McDowell** (0.083) e **Willem Dafoe** (0.083) apresentam degree elevado, sugerindo carreiras amplas e diversificadas.
- **PageRank:** mede a influência considerando não apenas quantas conexões o artista possui, mas também a importância dos gêneros com os quais ele se relaciona. Um PageRank alto indica que o ator está conectado a gêneros que, por sua vez, são muito populares ou relevantes no dataset. Exemplos incluem **Keith David** (0.08), **Jim Broadbent** (0.003) que se destacam por estarem associados a gêneros centrais da rede.
- **Closeness:** reflete o quanto próximo o artista está dos demais nós da rede. Valores altos indicam que o artista consegue “alcançar” rapidamente outros gêneros, sugerindo facilidade de transitar entre áreas da indústria. Todos os atores de maior influência apresentam closeness elevado, como **Ben Kingsley** (0.18), **Johnny Depp** (0.18) e **John Travolta** (0.18), destacando-se pela conectividade ampla.
- **Betweenness:** quantifica o quanto o artista atua como ponte entre diferentes comunidades da rede. **Keith David** (0.07), por exemplo, apresenta uma das maiores betweenness, o que significa que ele conecta gêneros que normalmente não estariam tão ligados. Outros exemplos incluem **Harrison Ford** (0.018) e **Johnny Depp** (0.06), que também desempenham papéis estratégicos na integração da rede.

Quanto aos gêneros, os nós de **Action & Adventure**, **Comedies** e **Dramas** aparecem como os mais centrais na visualização, e isso se reflete nas métricas, já que esses gêneros acumulam os maiores valores de degree, PageRank, closeness e betweenness. Eles formam o núcleo da rede e concentram boa parte das produções que conectam os artistas mais influentes.

Por outro lado, gêneros como **Horror Movies**, **Sci-Fi & Fantasy**, **International Movies** e **Romantic Movies** mantêm posições intermediárias, indicando relevância significativa, mas com menor abrangência. **Classic Movies** e **Cult Movies**, por fim, apresentam conectividade mais baixa, refletindo participação mais específica dentro da rede filtrada.

No conjunto, os resultados mostram que a influência dos artistas está fortemente associada à capacidade de atuar em múltiplos gêneros e de se conectar a áreas de alta atividade. Assim, a versatilidade — e não apenas o volume bruto de obras — é o principal fator que determina a centralidade e a importância estrutural de cada artista dentro da rede audiovisual analisada.

4.5.4 Diretores Mais Influentes

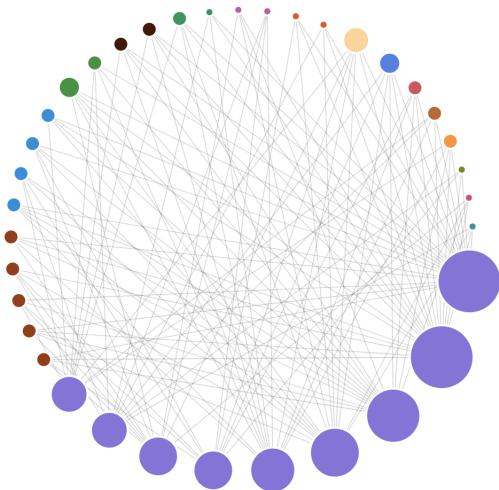


Figura 12 – Grafo Com Filtros.

A figura acima apresenta o grafo final dos diretores após a aplicação dos filtros por gêneros e países. Nesse grafo, os nós em roxo representam os gêneros, enquanto os demais correspondem aos diretores. O tamanho dos nós indica o nível de influência: quanto maior o nó, mais influente é o diretor. Já o tamanho dos nós referentes aos gêneros reflete a quantidade de produções associadas àquele gênero, indicando quais áreas concentram maior atividade dos diretores. Nesse contexto, a influência foi estimada com base no número de obras dirigidas e distribuídas entre diferentes gêneros, evidenciando a versatilidade e presença desses profissionais na indústria audiovisual.

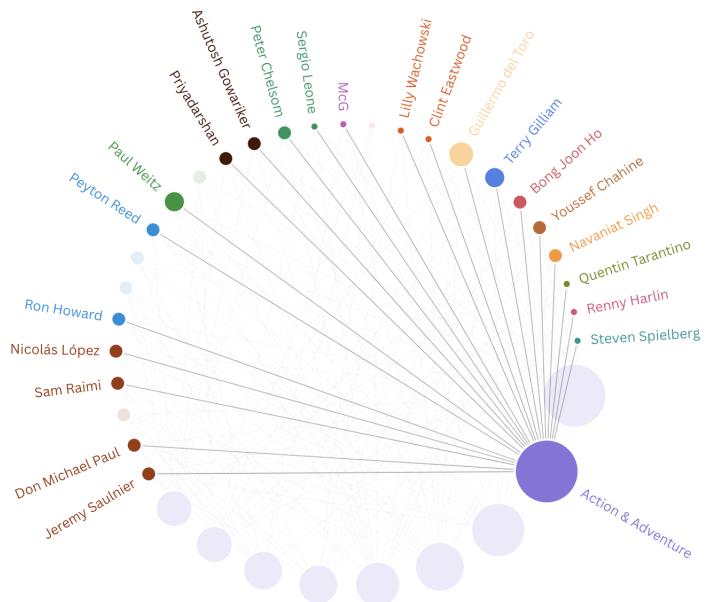


Figura 13 – Grafo Diretores - Ex: Selecionando o Gênero.

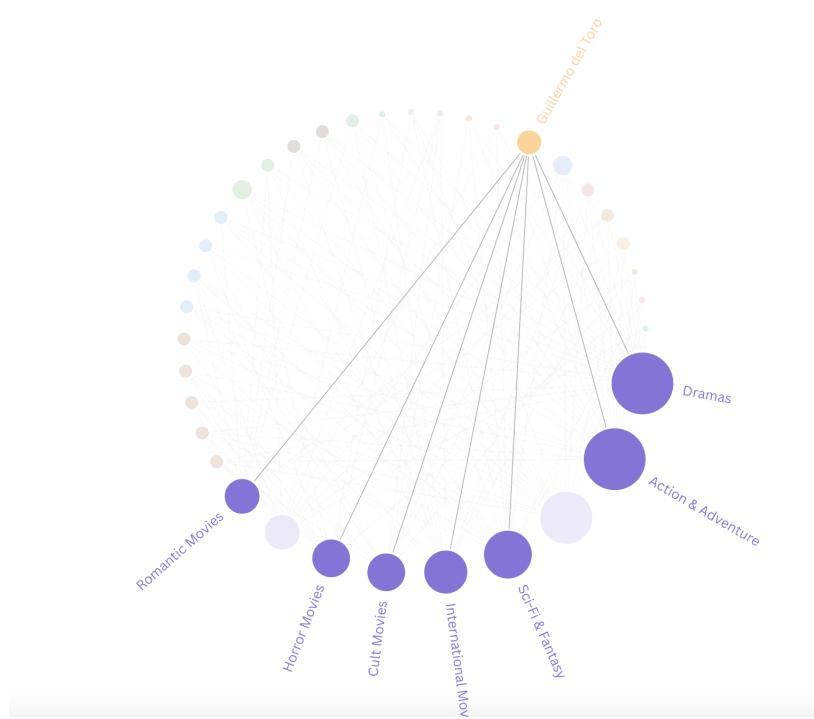


Figura 14 – Grafo Diretores - Ex: Selecionando o Diretor.

Estes foram os 27 diretores mais influentes identificados: **Priyadarshan, Jeremy Saulnier, Lilly Wachowski, Navanit Singh, Guillermo del Toro, Don Michael Paul, Sergio Leone, Bong Joon Ho, Ron Howard, Ivan Reitman, Peter Chelsom, Kevin Smith, Quentin Tarantino, McG, Steven Spielberg, Tim Burton, Youssef Chahine, Terry Gilliam, Brian De Palma, Clint Eastwood, Peyton**

Reed, Sam Raimi, Mike Newell, Ashutosh Gowariker, Nicolás López, Renny Harlin e Paul Weitz.

As métricas calculadas para a rede de diretores permitem identificar quais profissionais exercem maior influência estrutural dentro do conjunto de gêneros analisados. Do ponto de vista estrutural da rede, diferentes métricas de centralidade ajudam a interpretar o papel de cada diretor:

- **Degree:** indica quantos gêneros diferentes estão conectados a um diretor, isto é, sua versatilidade temática. Diretores como **Guillermo del Toro** (0.16), **Terry Gilliam** (0.11) e **Paul Weitz** (0.10) apresentam os maiores valores de degree, evidenciando filmografias diversificadas que transitam por múltiplas categorias.
- **PageRank:** o PageRank considera não apenas quantos gêneros se conectam ao diretor, mas também o quanto importantes esses gêneros são na estrutura da rede. Dessa forma, diretores ligados a gêneros com alta centralidade tendem a apresentar valores mais elevados. Entre os destaques estão **Guillermo del Toro** (0.15), **Terry Gilliam** (0.10) e **Paul Weitz** (0.09), todos conectados a gêneros fortes como Action & Adventure, Dramas ou Comedies.
- **Closeness:** mede o quanto próximo um diretor está dos demais nós do grafo, ou seja, a rapidez com que ele pode “alcançar” outros gêneros. Os diretores mais próximos do centro da rede são **Guillermo del Toro** (0.40), **Terry Gilliam** (0.32) e **Paul Weitz** (0.32). Esses valores indicam que suas obras os posicionam em regiões estratégicas da rede, conectando gêneros que, de outro modo, estariam mais distantes. Diretores com closeness menor, como Brian De Palma (0.12), McG (0.18) e Clint Eastwood (0.18), apresentam alcance mais limitado dentro da estrutura.
- **Betweenness:** quantifica o quanto frequentemente um diretor aparece em caminhos que ligam diferentes grupos da rede. Um valor elevado significa que o diretor funciona como ponte entre comunidades distintas. Na rede analisada, os diretores mais centrais nesse aspecto são **Guillermo del Toro** (0.09), **Terry Gilliam** (0.06) e **Ivan Reitman** (0.05), todos desempenhando papel relevante na integração entre diversos gêneros. Valores menores, como os de McG (0.0), Renny Harlin (0.0) e Lilly Wachowski (0.009), indicam que esses diretores não atuam como conectores entre diferentes partes da rede.

Os gêneros formam a espinha dorsal da rede, e suas métricas refletem com clareza como cada um deles contribui para conectar os diretores e estruturar o campo audiovisual. Entre todos, **Action & Adventure**, **Dramas** e **Comedies** aparecem como os gêneros mais centrais, acumulando os maiores valores de degree, PageRank, closeness e betwe-

eness. Esses três constituem o núcleo da rede, funcionando como hubs que concentram grande volume de produções e atraem diretores de diferentes perfis e países.

- **Action & Adventure** e **Dramas** atingem valores máximos (1.0) em quase todas as métricas, mostrando que são os gêneros mais conectados e, ao mesmo tempo, os mais “próximos” do restante da rede.
- **Comedies**, embora um pouco abaixo, ainda apresenta métricas altíssimas, especialmente em betweenness, indicando que frequentemente funciona como ponte entre diretores que transitam entre gêneros mais distantes.

Em um segundo nível, aparecem gêneros como **Sci-Fi & Fantasy**, **International Movies**, **Horror Movies** e **Cult Movies**. Eles possuem conectividade relevante, mas não alcançam o grau de onipresença do núcleo:

- **Sci-Fi & Fantasy** apresenta valores elevados de degree e PageRank (0.61), sugerindo um gênero bastante conectado, embora com menor papel mediador do que Comedies ou Action & Adventure.
- **International Movies** possui betweenness elevada (0.25), o que indica que, apesar de ser menos conectado, funciona como um ponto de travessia entre diretores que atuam em diferentes países.

Por outro lado, **Classic Movies** e **Romantic Movies** apresentam a **menor influência estrutural**, com valores de closeness próximos de zero e betweenness modesta. Isso sugere que esses gêneros estão mais **isolados** dentro da rede, atuando como nichos específicos e conectando um conjunto reduzido de diretores.

Em resumo, as métricas mostram que gêneros de grande circulação, especialmente Action & Adventure, Dramas e Comedies, são responsáveis por estruturar a rede, funcionando como pontos de encontro entre diretores de diferentes origens, estilos e trajetórias. Já os gêneros intermediários cumprem papéis importantes de ligação temática ou regional, enquanto os nichos exercem funções mais especializadas.

Assim, da mesma forma que observado na análise dos artistas, a centralidade dos gêneros não depende apenas de quantidade de obras, mas da sua capacidade de conectar diferentes partes da rede. Gêneros amplos e versáteis tendem a ocupar posições dominantes, moldando a estrutura global do sistema audiovisual representado pelo grafo.

5 Conclusão

A análise integrada das duas redes evidenciou que a influência no ecossistema audiovisual depende tanto da intensidade das colaborações entre artistas (Rede 1) quanto da capacidade desses profissionais de transitar entre múltiplos gêneros (Rede 2). Na Rede 1, artistas com muitas coatuações emergem como nós centrais responsáveis por conectar comunidades e reduzir distâncias dentro do grafo. Já na Rede 2, a versatilidade, medida pela variedade de gêneros associados a cada artista, mostrou-se o fator determinante para posições de destaque nas métricas de centralidade. Os gêneros mais presentes nas produções, como Action & Adventure, Comedies e Dramas, assumiram papel de hubs estruturais que influenciam diretamente a distribuição das conexões. Assim, a combinação das duas perspectivas revelou uma compreensão mais completa do funcionamento da rede audiovisual: a influência emerge tanto das relações entre os profissionais quanto da diversidade de suas trajetórias. O trabalho demonstra que a Análise de Redes Sociais é uma ferramenta eficaz para revelar padrões, destacar atores-chave e compreender a dinâmica interna de grandes catálogos de mídia.

6 Referências

- Barabási, A.-L., & Albert, R. (1999). *Emergence of scaling in random networks*. Science, 286(5439), 509–512.
- Newman, M. E. J. (2003). *The structure and function of complex networks*. SIAM Review, 45(2), 167–256.
- Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (1998). *Collective dynamics in Sparse networks*. Nature, 393, 440–442.
- Newman, M. E. J., Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (2002). *Random graph models of social networks*. PNAS, 99(suppl 1), 2566–2572.
- Freeman, L. C. (1979). *Centrality in Social Networks: Conceptual Clarification*. Social Networks, 1(3), 215–239.
- Brin, S., & Page, L. (1998). *The anatomy of a large-scale hypertextual Web search engine*. Computer Networks and ISDN Systems, 30(1–7), 107–117.
- Girvan, M., & Newman, M. E. J. (2002). *Community structure in social and biological networks*. PNAS, 99(12), 7821–7826.
- Blondel, V. D., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R., & Lefebvre, E. (2008). *Fast unfolding of communities in large networks*. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, P10008.

- Lee, J., & Schwager, A. (2020). *Global Content Diversity on Streaming Platforms: A Network Perspective*. International Journal of Cultural Analytics, 5(2), 1–20.