

ANÁLISE DE REDES EM CIÊNCIAS SOCIAIS

Silvio Salej Higgins e
Antônio Carlos Ribeiro

COLEÇÃO

Metodologias
de Pesquisa

Análise de redes em Ciências Sociais

Enap Escola Nacional de Administração Pública

Presidente

Francisco Gaetani

Diretora de Formação Profissional e Especialização

Iara Cristina da Silva Alves

Diretor de Educação Continuada

Paulo Marques

Diretor de Inovação e Gestão do Conhecimento

Guilherme Alberto Almeida de Almeida

Diretor de Pesquisa e Pós-Graduação Stricto Senso

Fernando de Barros Filgueiras

Diretora de Gestão Interna

Camile Sahb Mesquita

Editor: Flávio Cireno Fernandes (Enap). *Revisão:* Luiz Augusto Barros de Matos e Renata Fernandes Mourão. *Projeto gráfico e editoração eletrônica:* Ana Carla Gualberto Cardoso.

Análise de redes em Ciências Sociais

*Silvio Salej Higgins
Antonio Carlos Andrade Ribeiro*

Brasília
Enap
2018

Ficha Catalográfica por: Keicielle Schimidt de Oliveira – CRB1/2392

H636a Higgins, Silvio Salej.

Análise de redes em Ciências Sociais./ Silvio Salej Higgins e Antonio Carlos Andrade Ribeiro. – Brasília: Enap, 2018.

227 p. : il. –

Inclui bibliografia

ISBN: 978-85-256-0092-9

1. Ciências Sociais. 2. Rede Social. 3. Método de Pesquisa.
4. Pesquisa Social. I. Título.

CDU 316.472.4

Catalogado na fonte pela Biblioteca Graciliano Ramos da Enap

As opiniões emitidas nesta publicação são de exclusiva e inteira responsabilidade do(s) autor(es), não exprimindo, necessariamente, o ponto de vista da Escola Nacional de Administração Pública (Enap). É permitida a reprodução deste texto e dos dados nele contidos, desde que citada a fonte. Reproduções para fins comerciais são proibidas.

Enap Fundação Escola Nacional de Administração Pública

SAIS – Área 2-A

70610-900 – Brasília, DF

Telefones: (61) 2020 3096 / 2020 3102 – Fax: (61) 2020 3178

Sítio: www.enap.gov.br

Tiragem: 500 exemplares

SUMÁRIO

Introdução.....	11
Capítulo 1 – Georg Simmel: visionário da geometria social	15
1. Quem foi Georg Simmel?	15
1.1 Conceitos-chave	16
Capítulo 2 – A tradição científica da análise de redes.....	27
1. A questão de partida	27
1.1 Do ponto de vista sociológico, o que veio primeiro? O ovo ou a galinha?.....	27
1.2 Nem ação humana hipersocializada, nem hipossocializada....	29
2. A estrutura como efeito emergente	29
2.1 Digressão: análise de redes sociais e metodologias quantitativas.....	31
2.2 Exemplos de estruturas em sentido fraco ou como efeito combinatório.....	34
3. O que é, então, a análise de redes sociais?	40
3.1 Dados monádicos em Ciência Social	40
3.2 A condição diádica da análise de redes	42
4. O problema do pequeno mundo: o experimento de Travers e Milgram	42
5. Exercícios	45
Capítulo 3 – Conceber um estudo de redes	47
1. Identificar as variáveis-chave	47
1.1 Identificar uma variável estrutural	48
1.2 Identificar os atributos dos agentes	48
1.3 Identificar os comportamentos relevantes	48
2. Coleta de dados	49
2.1 Coleta primária: questionário sociométrico	50

2.2 Coleta secundária	52
3. Problemas da coleta de dados sociométricos.....	53
3.1 Problemas éticos	53
3.2 Risco de viés na informação	53
3.3. Gerar nomes ou posições?	54
3.4 A rede reconstruída não é uma substância ou coisa em si.....	54
4. Redes sociais: possibilidade de amostragem, unidades de análise	55
5. Unidades de análise	56
6. Vantagens da análise de redes: do organograma funcionalista às redes de interação	57
7. Exercícios	59
 Capítulo 4 – A linguagem dos grafos	 65
1. Noções básicas sobre grafos	65
2. Notação.....	69
2.1 Espaço relacional.....	69
2.2 A relação simples.....	70
2.3 Dígrafo ou grafo direcionado.....	71
2.4 Grafo não direcionado.....	71
2.5 Matriz de adjacência	71
3. Relações diretas e indiretas e seus grafos respectivos	74
4. Matrizes: operações básicas	77
4.1 Adicionar e subtrair matrizes	78
4.2 Vetores e escalares.....	79
4.3 Produto escalar	79
4.4 Produto matriz	80
4.5 Produto de duas matrizes.....	80
4.6 Divisão de duas matrizes.....	80
5. Outras operações com matrizes	81
5.1 Matriz simétrica	81
5.2 Permutação	82
5.3 Transposição.....	84

6. Grafos multiplexo, <i>one-mode</i> e <i>two-mode</i>	87
6.1 <i>One-mode network</i>	90
6.2 <i>Two-mode network</i>	91
7. Exercícios	91

Capítulo 5 – Descrição de uma estrutura reticular 95

1. Descrição das estruturas relacionais.....	95
2. Elementos de conectividade em grafos não orientados	96
2.1 A díada	96
2.2 A tríada.....	96
2.3 O <i>cutpoint</i> ou <i>broker</i>	97
2.4 Laço ponte	98
2.5 Laços fortes e fracos	99
2.6 Rotas indiretas em grafos	100
3. Elementos de conectividade em grafos orientados ou dígrafos ..	102
4. Diâmetro e distância.....	103
4.1 Geodésica	103
4.2 Diâmetro de um grafo	104
4.3 Geodésicas de um grafo orientado.....	104
4.4 Geodésicas: cálculo com matrizes.....	105
5. Densidade	106
6. Centralidade: iniciativa e prestígio	110
6.1 Centralidade de grau (<i>degree</i>)	112
6.2 Centralidade de grau da rede como um todo	113
7. Intermédio prático	116
7.1 Software para análise de redes: <i>Pajek</i> e <i>Ucinet</i>	116

Capítulo 6 – Nuances do poder: outras medidas de centralidade 147

1.Centralidade de proximidade (<i>Closeness</i>).....	147
1.1 Qual é o nodo de maior centralidade? Por quê?	148
2. Centralidade de intermediação (<i>Betweenness</i>).....	149
3. Grau de prestígio	151
4. Prestígio de proximidade (<i>Reach centrality</i>).....	152

4.1 Domínio de influência I/i	152
5. Status ou ranking de prestígio: o poderoso entre os poderosos.....	153
6. Exercícios	155
 Capítulo 7 – Análise de subgrupos	163
1. Identificação de subgrupos ou cliques.....	163
2. Coesão: baseada em atingibilidade de diâmetro ou n-clique.....	164
3. n- Clã	165
4. Coesão baseada no grau nodal.....	166
5. Exercícios	167
 Capítulo 8 – Papéis e posições: equivalência estrutural	
– primeira parte	169
1. Pressupostos teóricos.....	169
2. Papel e posição na análise de redes	172
3. Análise de posições.....	173
3.1 Definição formal	175
3.2 Notação da posição	175
3.3 Vantagens da análise posicional.....	176
3.4 Quatro passos para uma análise completa de posições.....	179
4. Exercícios	180
 Capítulo 9 – Papéis e posições: equivalência estrutural	
– segunda parte.....	181
1. A distância euclidiana como medida de equivalência estrutural..	181
2. A correlação como medida de equivalência estrutural.	
O método CONCOR.....	184
3. Comparação entre medidas de equivalência estrutural	189
4. Exercícios	192
 Capítulo 10 – Papéis e posições: a passagem do micro ao macro.....	197

1. Construção da matriz imagem: o método da densidade	197
2. <i>Blockmodeling</i> : critérios de interpretação e ajuste	200
2.1 Ajuste perfeito (<i>Fat fit</i>)	202
2.2 Ajuste <i>zeroblock</i> (<i>Lean fit</i>)	203
2.3 Ajuste <i>oneblock</i>	204
3. Aferimento do ajuste (<i>Goodness of fit</i> – GOF)	207
3.1 Perspectiva comparativa simples ou índice bruto	208
3.2 Perspectiva comparativa das relações observadas com a matriz imagem	211
4. Exercícios	214
 Epílogo para praticantes	 215
1. Analisando seus contatos pessoais nos últimos 30 dias	215
1.1 Exercício	215
1.2 Orientações para análise descritiva.....	220
 Referências bibliográficas	 223

INTRODUÇÃO

Com a chegada da internet, o modelo sociotécnico pelo qual compreendemos o mundo social em termos de uma estrutura reticular, ou rede, terminou impondo-se nos mais variados domínios do conhecimento. A era dos *big-data* tem outorgado um poder crescente aos programadores em linguagens computacionais. O dado científico relevante confunde-se com o que parece ser a nova natureza digital das relações sociais construídas pelo uso cotidiano dos ordenadores de dados. Ninguém consegue imaginar como era o mundo antes do uso massivo do *notebook* e da internet.

Porém, antes das mídias sociais, *facebook* ou *twitter*, por exemplo, já havia redes sociais. O comportamento humano sempre foi estruturado através da interdependência das interações e de tudo aquilo que pressupõe a sua existência: normas sociais, sanções, formas de controle lateral, disciplinas, narrativas, meios de pagamento e troca, formas de dominação, valores, regras de parentesco, regimes de propriedade etc. A lista é quase que interminável. Há vários equívocos quando falamos de redes sociais. Muitas pessoas confundem as mídias sociais, isto é, os aplicativos digitais por meio dos quais nos comunicamos e postamos informações sobre a nossa vida para que outros curtam, com o método para analisar os dados de nossas relações sociais que nos tornam interdependentes. Muito antes da corrida metodológica pela popularmente conhecida análise de redes sociais, as ciências humanas tinham inaugurado um campo metodológico conhecido como sociometria. O trabalho pioneiro do Jacob Moreno (1953) fez uso da teoria de grafos como ferramenta de visualização e modelagem de interações. Como resultado desse esforço, surgiu a técnica do sociograma, precursora das atuais ferramentas de desenho topológico disponíveis em diversos pacotes computacionais que circulam na rede digital. Em poucas palavras, não devemos confundir a topologia aplicada nas técnicas de análise de redes com dispositivos digitais que colocam em contato as pessoas.

Outro equívoco muito frequente diz respeito à confusão entre a análise formal e a teorização. Isto é, fala-se da ciência das redes, como se existisse um domínio teórico geral aplicável às mais variadas realidades do mundo. Um sistema de trocas sociais e uma rede de estradas, por exemplo, seriam realizações concretas de uma teoria unificada das redes que simplesmente desvenda propriedades topológicas de domínios diferentes. Mas devemos dizer com todas as letras: um sociólogo não é um engenheiro de tráfego, ainda que o comportamento social seja, ao mesmo tempo, condicionante do e condicionado pelo dispositivo de estradas. Cada domínio científico precisa formular as suas teorias para logo submetê-las ao teste dos dados de redes.

O presente trabalho é fruto de vários anos de ensino no campo da sociometria entre alunos e alunas de Ciências Sociais e áreas afins, tanto do Brasil como do exterior. Apresenta os conceitos básicos que melhor descrevem a topologia de um sistema social: coesão, centralidade e posições funcionais. A perspectiva teórica trata os grafos como representações visuais de processos sociais dos mais variados tipos. A inspiração está na obra pioneira de Harrison White (2008), *Identity and Control*, opera prima de uma fórmula analítica que foge às velhas aporias da teoria social. Tanto estruturas como agentes são produtos emergentes do processo social. A sociologia neoestrutural, ou, que trabalha com dados relacionais e ferramentas de análise topológica, é sem dúvida um avanço perante a cacofonia que insiste em fazer oposições burdas entre indivíduos e estruturas.

O conteúdo está articulado na sequência de 10 capítulos, com um intermédio que abre as portas de dois softwares de amplo uso, *Pajek* e *Ucinet*, e um epílogo prático com exercícios que ajudam a afiançar o aprendido. No final de cada capítulo, com exceção do primeiro, o leitor encontra exercícios que ajudam na apropriação dos conceitos trabalhados. O material apresentado não pressupõe habilidades estatísticas do leitor, ao menos não neste primeiro volume, mas sim uma concentração básica para enfrentar explicações que estão acompanhadas de notações formais, ou algébricas, imprescindíveis em qualquer abstração matemática, por

elementar que esta seja. Adotamos o sistema de notação do insuperável trabalho de Stanley Wasserman e Katherine Faust (2009) intitulado *Social Network Analysis: Methods and Applications*.

Esperamos que este recurso didático ajude na formação metodológica das novas gerações de cientistas sociais que frequentam as universidades brasileiras. Assumimos como consigna a diversificação de métodos, única forma de evitarmos o debate estéril entre o quantitativo e o qualitativo. Neste ponto, resulta útil lembrar a sábia resposta daquela professora quando lhe perguntaram pelas disposições básicas que devia reunir uma pessoa que tivesse a intenção de estudar Ciências Sociais, ela respondeu, palavras mais, palavras menos: “somente duas, deve gostar da história e das matemáticas, o resto nós ensinamos aqui na Universidade”.

Para um melhor entendimento, apresentamos na Tabela 1 o plano expositivo do livro, indo de cima para baixo. Nas linhas, temos os critérios básicos que descrevem uma estrutura de rede, e nas colunas, os conceitos que especificam os critérios. A mudança de cores marca a diferença entre a análise de superfície de uma estrutura reticular e a análise latente. Nesse sentido, os capítulos finais que tratam da análise posicional aprofundam em um tipo de estrutura que não é visível ao olho nu do investigador. Bom proveito para nossos leitores!

Tabela 1 – Plano expositivo do livro

		Conceitos	
Critérios	Coesão (Subgrupos)	Densidade Arcos observados/ Arcos possíveis	Geodésica Caminho mais curto entre dois arcos
	Centralidade (Prestígio)	Grau absoluto Tamanho da rede de um nodo	Proximidade Distância mínima para entrar em contato com todos os nodos
	Posição estrutural (Autonomia / Controle)	Equivalência estrutural	Autonomia estrutural Controle estrutural

Fonte: Elaboração própria.

CAPÍTULO 1 – GEORG SIMMEL: VISIONÁRIO DA GEOMETRIA SOCIAL

Em sua visão, a sociedade consiste numa intrincada rede de múltiplas relações entre indivíduos que estão em constante interação uns com os outros: “*Sociedade* é simplesmente o nome para um número de indivíduos conectados por interação” (SIMMEL, 1992 A [1894] *apud* COSER, 1967).

1. Quem foi Georg Simmel?

Nos cursos de Ciências Sociais e de pós-graduação em Sociologia, ao menos pelo que acontece no Brasil, há um consenso implícito: o cânon dos estudos sobre a fundação da ciência sociológica se reduz aos três clássicos de sempre: Karl Marx, Max Weber e Émile Durkheim.

Esse consenso sobre o que deve ser lido, em matéria de tradição sociológica, é, por si mesmo, um problema digno de ser examinado em História das Ciências. Algo que merece um atento estudo sobre a difusão e normalização de determinados conteúdos da Sociologia.

O trabalho de Waibort (2007), *Simmel no Brasil*, no qual examina a recepção acadêmica do sociólogo alemão, confirma a marginalidade deste último, se comparado com Durkheim e Weber. Até hoje, não contamos com a tradução íntegra ao português das principais obras de Simmel. Em resumo, Simmel é, entre nós, um ilustre desconhecido.

Apoiados na obra de Lewis Coser (1970) *Masters of sociological thought*, podemos reconstruir um retrato geral da vida desse sociólogo muito mencionado e pouco estudado.

Georg Simmel nasceu no coração de Berlim em 01-03-1858. “Simmel foi um homem urbano e moderno, sem raízes na cultura popular tradicional” (COSER, 1970, P.194). Foi o caçula de sete filhos de um próspero empresário judaico convertido ao cristianismo. Muito jovem, Simmel fica órfão de pai e sua guarda é entregue a um amigo da família. O

jovem Simmel manteve relação distante com sua mãe e seu tutor legal. O rapaz desenvolve “um senso de marginalidade e insegurança”.

A fortuna herdada de seu pai permitiu-lhe, ao longo de sua carreira intelectual, suportar a marginalidade empregatícia em que sempre viveu. Após o *Gymnasium* (ensino médio), estuda História e Filosofia na Universidade de Berlim. Doutorou-se em filosofia aos 23 anos com uma tese intitulada “A natureza da matéria de acordo com a monadologia física de Kant”.

A sua sólida formação historiográfica e filosófica lhe permitiu incursionar nos mais variados campos da ciência e da cultura. Simmel fez aportes conceituais importantes para a constituição de um domínio científico sobre o mundo social, também foi um dos co-fundadores, junto com Weber e Töennies, da Sociedade Alemã para a Sociologia. Para os moldes institucionais da época, Simmel foi um filósofo profissional.

Apesar de ser reconhecido pela qualidade de seus escritos e pelo brilho de suas aulas, Simmel nunca ocupou uma cátedra importante no sistema de ensino alemão. Foi, em palavras de Coser, “um *outsider*”.

Por outro lado, sua cômoda posição econômica lhe permitiu ficar na Universidade de Berlim (1885) como *Privatdozent* (um lecturer sem salário, dependente dos estipêndios dos alunos) durante quinze anos. Em 1901 foi promovido a *Ausserordentlicher Professor*, um simples título honorífico que não lhe permitia tomar parte nos assuntos da comunidade acadêmica.

Pouco antes de sua morte (1914), Simmel assume um posto de professor, com plenos direitos acadêmicos, na periférica Universidade de Strasbourg. Em 1915, fracassou na sua última tentativa de obter um posto numa grande universidade, desta vez em Heidelberg. Morreu em 1918, de um câncer de rins.

1.1 Conceitos-chave

No ensaio intitulado *O problema da sociologia*, preliminar da obra *Sociologia: estudos sobre as formas da socialização* (1894), Simmel deixa exposto o estilo kantiano de seus conceitos sociológicos.

Assume que todo conhecimento possui interesses práticos. Não se faz ciência pela ciência, não existe o amor puro pela verdade ou a sabedoria.

“Assim, as ambições presentes da ciência sociológica são a prolongação teórica e o reflexo do poder prático que as massas têm adquirido no século 19 diante dos interesses dos indivíduos”
(SIMMEL, 1999, p. 39)

Segundo Simmel, todo fenômeno individual é determinado por uma infinidade de fatores do ambiente humano.

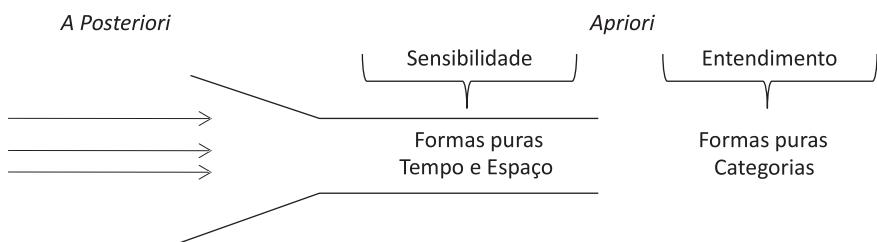
1.1.1 Sociologia das formas de interação

Simmel procede de forma análoga ao modo como o filósofo Kant coloca o problema do conhecimento: “O que podemos conhecer?” – pergunta Kant. Resposta: o que seja dado a nós pela experiência espaço-temporal.

Nesse sentido, a metafísica clássica não pode aspirar a conhecer nada sobre o mundo. Seus dados estão além da experiência, não são fenômenos em sentido kantiano.

Na crítica kantiana do conhecimento, o sujeito dá forma ao objeto. A ciência constrói juízos sintéticos *a priori*, isto é, acrescenta algo novo pela experiência, mas ao mesmo tempo organiza os dados empíricos pelas formas puras da sensibilidade e do entendimento.

Figura 1 – A formação do juízo científico segundo Kant



Fonte: Elaboração própria

Ainda que siga Kant, Simmel marca uma diferença radical entre o conhecimento da natureza e o conhecimento da sociedade.

Como é possível o conhecimento da natureza?

Pela atividade de síntese do sujeito.

Como é possível o conhecimento da sociedade?

“A unidade social é realizada simplesmente pelos seus elementos, porque eles são conscientes e sinteticamente ativos, não há necessidade de um observador.” (...) Esta afirmação de Kant, segundo a qual não pode haver relações entre as coisas, dado que só o sujeito a produz, não se aplica à relação social, que, ao contrário, se realiza de fato imediatamente nas “coisas” – aqui as almas individuais (SIMMEL, 1999, p.64).

Simmel vai além de Kant, ao afirmar que a síntese subjetiva, própria de todo conhecimento científico, quando focada no conhecimento do mundo social, é, em realidade, uma síntese entre sujeitos que constituem o mundo social. Ao conhecer o comportamento humano em sociedade, a subjetividade se conhece a si própria numa síntese original que se realiza em cada um dos indivíduos. O estado de consciência coletivo é uma síntese nova que se realiza na vida de todos os indivíduos que dela participam.

1.1.2 Ação recíproca

Porém, o mais interessante na Teoria do Conhecimento *simmeleano* está no fato de que a Sociologia veio a ser considerada uma ciência formal. Isso o que significa? Que Simmel estava interessado em identificar as formas puras da socialização. A sociologia é uma ciência dedicada a um campo disciplinar específico: a distinção entre conteúdos e formas da socialização

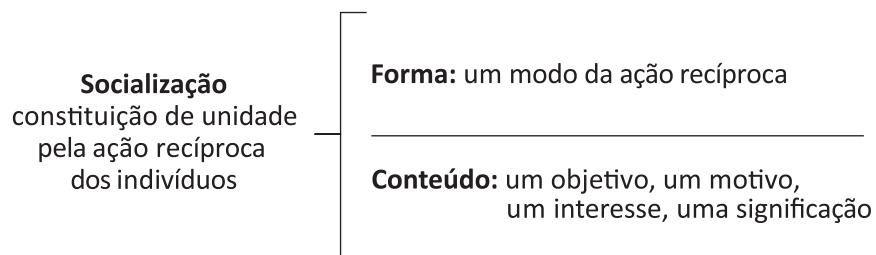
Onde há sociedade? – pergunta Simmel. Onde há **ação recíproca**. O agir recíproco implica exercer e padecer efeitos.

“Estas ações recíprocas significam que os vetores individuais destas pulsões e destas finalidades iniciais constituem então uma unidade, isto é, uma ‘sociedade’” (SIMMEL, 1999,p.43).

O agir recíproco pode ser provisório ou permanente. Pensemos, por exemplo, quando compramos ou vendemos um bem numa transação de mercado. Eu entrego uma mercadoria e em troca recebo o dinheiro que corresponde ao preço. Esse encontro não supõe nenhum vínculo afetivo entre as partes e tampouco é a fonte de um compromisso mais duradouro. Como bem afirma Durkheim em sua obra *Da divisão do trabalho social* (2000), as transações de mercado não constroem vínculos de socialização permanente. Agora, se duas pessoas decidem viver juntas em casamento, o agir recíproco pressupõe o engajamento e o compromisso de longo prazo que faltam nas transações de mercado.

Porém, o aporte mais importante da análise sociológica de Simmel está em distinguir a forma e conteúdo da ação recíproca que dá lugar à socialização. Todo vínculo que constitui uma unidade maior de interação, como, por exemplo, o casamento, pois a família é mais que a soma das partes, é passível de ser analisado em termos de seu conteúdo e de sua forma. Consiste numa distinção do observador sociológico, pois na realidade estão juntas. O conteúdo é o objetivo do agir, seu sentido, interesse ou significado, enquanto que a forma é o seu modo. Observemos o seguinte esquema:

Figura 2 – Forma e conteúdo da socialização segundo Simmel

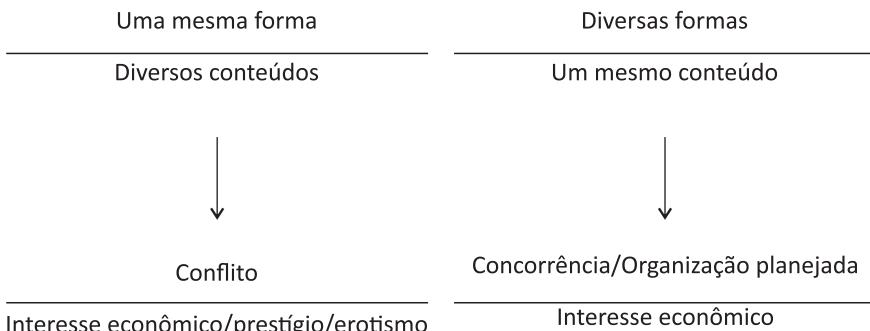


Fonte: Elaboração própria

Essa distinção traz alguns desdobramentos interessantes, pois podemos ter uma mesma forma com diversos conteúdos e diversas formas com o mesmo conteúdo. O conflito, estudado brilhantemente por Simmel como uma forma de socialização – pois o inimigo de meu inimigo convém que seja meu amigo –, pode ser impulsionado por diversos

motivos. Já a atividade econômica, guiada pelo interesse mercantil, pode ser coordenada mediante planejamento ou pelo mecanismo do mercado.

Figura 3 – Combinatória de forma e conteúdo na ação recíproca



Fonte: Elaboração própria

Em síntese, Simmel teve a brilhante ideia de conceber uma geometria da vida social. As formas da socialização, de forma análoga à geometria, existem na abstração. Por exemplo, podemos encontrar a forma da concorrência, em domínios diversos: a política, a economia política, a história, as religiões, as artes etc.

“Trata-se, em todo caso, de constatar o que significa a concorrência como forma pura do comportamento, em que circunstâncias aparece, como se desenvolve, quais modificações lhe introduz o caráter particular de seu objeto” (SIMMEL, 1999, p.50).

1.1.3 A determinação quantitativa do grupo

Em seu ensaio seminal A determinação quantitativa do grupo, incluído na coletânea Sociologia: estudos sobre as formas da socialização (1999), Simmel trabalha na ideia de construir uma geometria da vida social. O fator-chave para isolar as formas da socialização reside no número de participantes de um grupo.

1.1.3.1 A díada

Figura 4 – Representação formal da díada



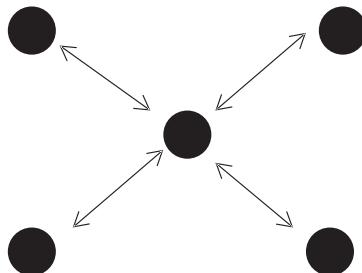
Fonte: Elaboração própria

Diferentemente de outros tipos de grupo, na díada cada participante se confronta mutuamente e não por uma coletividade maior.

“Uma díada depende de cada um de seus elementos, para sua vida precisa de ambos, para sua morte somente de um” (SIMMEL, 1992c[1908], APUD COSER 1967, p.186).

Quando temos grupos maiores, gera-se um senso de controle do supra-pessoal sobre o indivíduo.

Figura 5 – Representação formal do controle supra-pessoal sobre o indivíduo.



Fonte: Elaboração própria

Em grupos grandes, as obrigações e as responsabilidades podem ser delegadas.

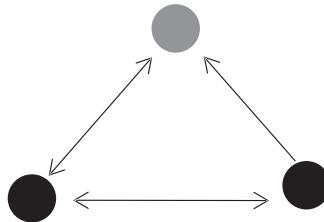
Na díada, pelo contrário, isso não acontece. Cada participante é imediata e diretamente responsável por qualquer ação coletiva. Ninguém pode delegar a responsabilidade no grupo, um depende diretamente do outro.

A díada não tem acesso a uma vida interpessoal que o indivíduo sentiria como independente dele. Pelo contrário, dado que existe

associação de três, o grupo continua existindo ainda que alguém se afaste (COSER, 1967).

1.1.3.2 A tríada

Figura 6 – Representação formal da tríada



Fonte: Elaboração própria

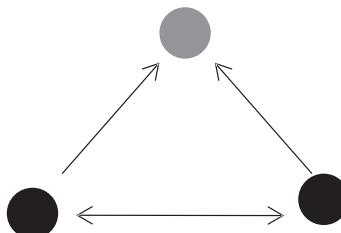
O fato, aparentemente simples, de introduzir um terceiro ator, eleva exponencialmente a complexidade.

Para começar, a tríada gera o efeito da maioria simples. Dois ganham de um. Cada indivíduo é passível de ser controlado pelo grupo maioritário.

A tríada cria a estrutura mínima para que o grupo, como um todo, possa dominar seus componentes visando aos propósitos coletivos.

Ao criar o fenômeno da coligação, a tríada exibe na forma mais simples o drama que habita a vida social: a dialética entre liberdade e controle. Na Figura 7, o nodo marcado em vermelho recebe relações de controle de seus *alters*.

Figura 7 – Controle social no nível da tríade



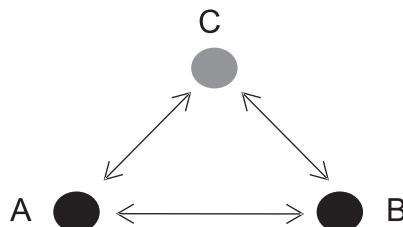
Fonte: Elaboração própria

Simmel concebe toda estrutura social como um equilíbrio entre forças positivas e negativas, especialmente entre conflito e cooperação. O

conflito implica, segundo ele, um papel de integração social. Um inimigo comum fusiona os indivíduos e ajuda a delimitar o grupo. Nos jogos a três, começa propriamente a sociologia.

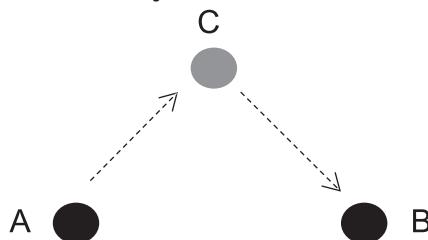
A tríada introduz a diferença entre relações diretas e indiretas. Observemos uma sutil diferença nos dois grafos seguintes: na Figura 8, todos os nós estão ligados de forma direta. Na Figura 9, A entra em contato com B através de sua relação com C. Esse caminho intermediário só é possível, como mínimo, quando há três atores em relação.

Figura 8 – Tríada de relações recíprocas



Fonte: Elaboração própria

Figura 9 – Tríada de relações indiretas



Fonte: Elaboração própria

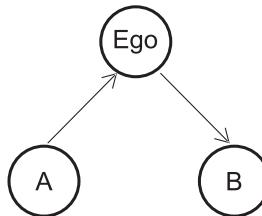
Quando aprofunda no conflito, como uma forma de socialização, Simmel identifica três estratégias possíveis de um *tertius* numa tríada.

Estratégia do mediador

Em caso de conflito, o *tertius* serve de intermediário e ajuda os outros dois agentes a negociar. É preciso que o terceiro seja tido como neutro e confiável. Estudos recentes (GOULD; FERNANDEZ, 1989) distinguem cinco papéis de articulação.

1.1.3.3 O intermediário

Figura 10 – Tríada de intermediação

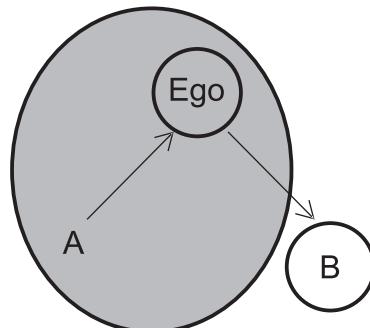


Fonte: Elaborado a partir do Degenne; Forsé (2004)

O intermediário vincula indivíduos que pertencem a círculos diferentes, ele mesmo faz parte de um círculo específico. Aqui o círculo significa pertença a um grupo definido por critério específico. O intermediário possui o poder de “cortar o fio”.

1.1.3.4 O representante

Figura 11 – Tríada de representação

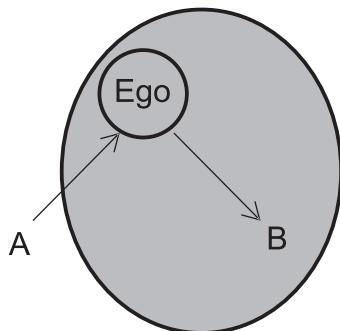


Fonte: Elaborado a partir do Degenne; Forsé (2004)

O representante pertence ao mesmo círculo que A, enquanto B pertence a um círculo diferente. O ego assume por delegação a tarefa de representar A diante de B.

1.1.3.5 O guardião

Figura 12 – Tríada de bloqueio

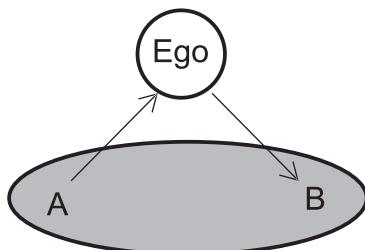


Fonte: Elaborado a partir do Degenne; Forsé (2004)

A configuração de círculo é igual ao caso do representante. A diferença reside no fato de que o guardião assume a tarefa de controlar o acesso ao círculo.

1.1.3.6 O mediador

Figura 13 – Tríada de mediação



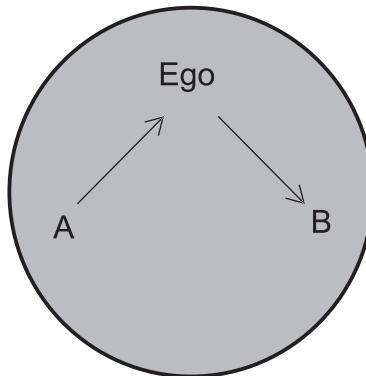
Fonte: Elaborado a partir do Degenne; Forsé (2004)

O mediador, propriamente dito, pertence a um círculo diferente de A e B. Esse articulador facilita a comunicação intragrupo. É o típico caso de um mediador externo que desbloqueia a comunicação dentro de um grupo.

1.1.3.7 O coordenador

O coordenador é um terceiro que pertence ao mesmo círculo social de A e B.

Figura 14 – Tríada de coordenação



Fonte: Elaborado a partir do Degenne; Forsé (2004)

Estratégia *tertius gaudens*

Nesse caso, o tertius obtém a vantagem do conflito entre os outros dois atores. O caso típico está representado no advogado picareta que rouba as duas partes em confronto.

Estratégia *divide et impera*

Nesta situação, o tertius, de forma intencional, “joga lenha na fogueira”, como se diz corriqueiramente, para tirar vantagem das circunstâncias. Esse é caso proverbial da estratégia imperial de Roma contra seus inimigos.

CAPÍTULO 2 – A TRADIÇÃO CIENTÍFICA DA ANÁLISE DE REDES

Na ausência de dados em rede, tudo é especulação. Não temos em mãos a informação pertinente para demonstrar se a comunidade de West End era fragmentada ou se as que se organizaram eficazmente não o eram, porém, esses dados não são fáceis de coletar (Granovetter, 1973: 1375 - tradução dos autores).

1. A questão de partida

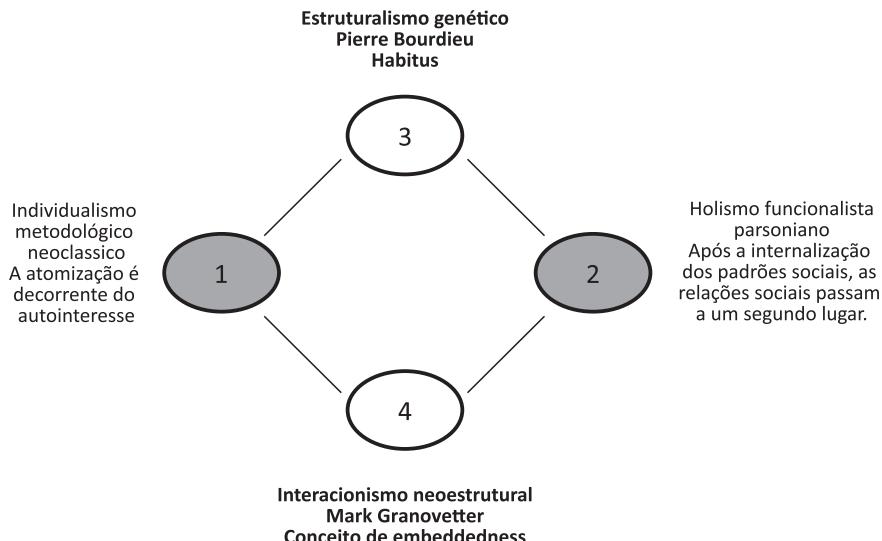
1.1 Do ponto de vista sociológico, o que veio primeiro? O ovo ou a galinha?

Em seu artigo *Economic action and social structure: the problem of embeddedness* (*A ação econômica e a estrutura social: o problema da imersão*), Mark Granovetter (1985) traz de volta a velha aporia da estrutura e da ação que durante décadas ocupou a mente dos mais brilhantes cientistas sociais. Só para citar um caso, lembremos a acirrada discussão de Pierre Bourdieu (1994) contra a linguística estrutural em seu célebre ensaio *A teoria da prática*. De que falamos quando dizemos aporia? Podemos refazer a questão em forma simples: as causas do comportamento social estão na motivação do indivíduo ou na pressão que exerce o contexto sobre ele? Talcott Parsons (1977) pensava que, na execução de papéis sociais, o que é do contexto, ou da estrutura, já está fusionado com o que é do indivíduo. Portanto, não teríamos por que fazer a distinção. Mas o funcionalismo do papel social só obscurece ainda mais o problema. Pierre Bourdieu, por sua parte, quando discute contra os economistas e sua ideia de indivíduo racional, acusa-os de trabalharem como uma antropologia fantástica, pois o consumidor que desenham os manuais de microeconomia é um indivíduo sem história

e sem identidade, isto é, um sujeito sem relações sociais. Como saída, Bourdieu propõe seu conceito de *habitus* ou consciência prática, que é aprendida na experiência social. Viver do comércio, por exemplo, supõe o desenvolvimento de habilidades de cálculo que não são aprendidas da noite para o dia e que tampouco são ativadas com a plena intenção de um calculista profissional. As preferências do consumidor, diria Bourdieu, são formadas e transformadas no processo social.

Não vamos fazer aqui um compêndio historiográfico do que foi esse debate na história das Ciências Sociais, vamos simplesmente colocar as perspectivas básicas a que deu lugar na história da teoria sobre o comportamento social. Para tanto, desenvolvemos o seguinte esquema, com quatro posições tipo, levando em conta uma distinção básica feita por Granovetter (1985). Segundo ele, há duas perspectivas teóricas fundamentais em Ciências Sociais: a hipossocialização (1) e a hiperssocialização (2).

Figura 15 – Enfoques teóricos da sociologia



Fonte: Elaboração própria

1.2 Nem ação humana hipersocializada, nem hipossocializada

Granovetter (1985) elabora o conceito de *embeddedness* (imersão, inserção, incarnaçāo etc.) para oferecê-lo como uma resposta *alternativa* às duas posturas extremas do individualismo e do holismo metodológicos. O primeiro entende que agem os indivíduos guiados pelos seus interesses. O segundo considera que, após a socialização primária, isto é, a educação familiar e escolar, os agentes internalizam os valores do sistema social no qual vivem, agindo de conformidade com a sua pauta valorativa. O problema reside, segundo Granovetter, em que tanto a posição 1 como a 2 jogam o indivíduo na maré do mundo social e se esquecem da variabilidade dos contextos em que age. Tanto a **hiperssocialização** como a **hipossocialização** partem da idéia de que há indivíduos atomizados e sem contexto. Os extremos terminam se abraçando.

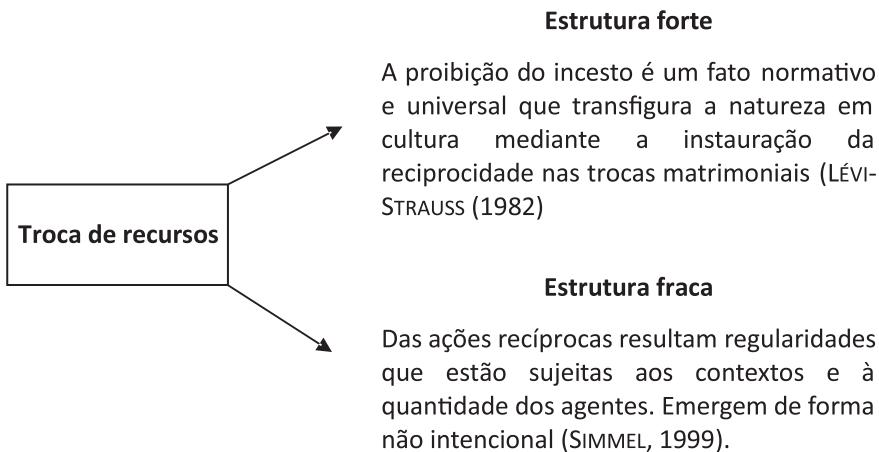
Isso significa que os agentes humanos não são marionetes das normas e dos valores sociais, postura extrema do holismo metodológico, nem seres autistas e anônimos guiados pelo interesse próprio, postura extrema do individualismo metodológico.

2. A estrutura como efeito emergente

Durante um longo período, os cientistas sociais falaram que a ação social era, por uma parte, ação estruturante dos agentes, e, por outra, ação estruturada pela força da vida institucional. A obra *Estudos sobre as formas de socialização* (SIMMEL, 1908), que resenhamos antes, permite distinguir entre estrutura em sentido forte, no sentido de Lévi-Strauss, e estrutura em sentido fraco (Dégenne; FORSÉ, 2004). Para entendermos essa distinção, é necessário apontar que se trata de um desdobramento de um processo básico de todo sistema social. Os grupos humanos são unidades de ação interdependente na medida em que desenvolvem fluxos de trocas permanentes. A isso aponta Lévi-Strauss (1982) em sua obra seminal *As estruturas elementares do parentesco*. Os sistemas de parentesco são o desdobramento da interdição básica, o tabu do incesto,

que torna indisponível certo grupo de mulheres para o casamento com os membros do intragrupo e as destina para as trocas matrimoniais com outros grupos. E vai mais longe ainda, pergunta-se se talvez na lógica da interdição estaria o fundamento da linguagem humana entendida como troca de significados. Assumindo a troca como fato básico da vida social, podemos distinguir duas acepções do que é uma estrutura social. Uma forte, no sentido de Lévi-Strauss, que corresponde a um sistema de normas que sancionam os comportamentos socialmente aceitos. Podemos falar, nesse sentido, da estrutura fundiária de um país, para designar as regras de apropriação do espaço geográfico com finalidade produtiva, tendo como centro a propriedade privada. Mas também podemos identificar uma acepção fraca das estruturas sociais. Nesse sentido, estruturas são efeitos emergentes, *by product*, ou supraventencionais, das constantes interações entre agentes sociais. Das ações recíprocas, resultam regularidades não previstas por nenhum dos envolvidos na ação social.

Figura 16 – Dupla perspectiva sobre a estrutura social



Fonte: Elaboração própria

Pela dupla acepção anterior, consideramos mais acertado falar em uma abordagem neoestrutural que enfatiza o sentido fraco das estruturas emergentes no mundo social (LAZEGA; HIGGINS, 2014).

Na década de 1970, White, Boorman e Breiger (1976) desenvolvem métodos sociométricos que marcam uma evolução em relação à clássica técnica do sociograma desenvolvida por Jacob Moreno (1953). A partir de então, o campo começou a ser denominado como análise de redes sociais (*Social Network Analysis*). Alguns elementos da trajetória de White merecem destaque, como o fato de incursionar na Sociologia após ter concluído seu doutorado em física. A sua busca constante tem sido criar ferramentas de análise empírica para entendermos como emergem formações sociais dentro do processo histórico. *Identidade e controle* (2008) é seu maior legado teórico. Com seu trabalho pioneiro, o campo da análise de redes sociais deixa de ser um braço da Psicologia.

Dois discípulos de White, orientados no Ph.D., Mark Granovetter e Ronald Burt, entre outros, aplicam a perspectiva neoestrutural a problemas próprios do mundo econômico: mercado do trabalho e estruturas organizacionais. Veja-se, por exemplo, *Getting a job: the strength of weak ties* (*Buscando emprego: a força dos laços fracos*), de Granovetter (1973); e *Structural holes: the social structure of competition* (*Buracos estruturais: a estrutura social da competição*), de Ronald Burt (1992).

2.1 Digressão: análise de redes sociais e metodologias quantitativas

De forma muito ampla, podemos afirmar que a análise de redes sociais constitui um conjunto de métodos quantitativos que se aplicam a dados relacionais. A quantificação em Ciências Sociais é um tipo de interpretação, ou hermenêutica, que tem por foco o valor extensional dos dados. Aqui é necessária uma curta digressão pela ciência da lógica e a filosofia da linguagem para entendermos a diferença entre intensão e extensão de um conceito. Por exemplo, o conceito **pobreza** pode ser entendido em sua extensão como o conjunto das pessoas que, num tempo e lugar, enquadram-se numa definição de pobreza. Se a minha definição disse que é pobre quem ganha até dois dólares por dia, então eu posso medir, ou estimar, a **extensão** do número de pessoas que no Brasil ainda vivem nessa condição. O critério que me conduz a identificar a

classe das pessoas pobres corresponde à sua **intensão**, neste caso, ganhar até dois dólares por dia. Note-se que não é intenção com ç, o que significa violção ou ato da vontade, e sim com s. Os lógicos medievais falavam das intentiones animae para referir-se às representações da mente. A definição anterior é conhecida como pobreza por ingressos, amplamente divulgada pelos técnicos do Banco Mundial.

Mas eu posso afirmar que pobre é aquele que não possui água encanada nem esgoto ligado a seu domicilio. Nesse caso, o número de pessoas que posso contar como pobres, talvez seja diferente daqueles que contei a partir da definição do Banco Mundial. Muitas famílias ganham mais de dois dólares por dia, porém não possuem serviço de água potável nem esgoto. Nesse caso, a intensão do conceito **pobreza** mudou o mesmo que a sua extensão. Tudo isso serve para vermos o simplismo que supõe dividir os métodos das Ciências Sociais em qualitativos e quantitativos, como se fossem mundos separados. O observador social, nesse caso o economista ou o demógrafo, trabalha com conceitos em que a *qualitas* e a *quantitas* são inseparáveis.

O assunto torna-se mais complexo quando analisamos o que dizem os próprios sujeitos que observamos em nossas pesquisas. Pois eu posso ir até uma comunidade de agricultores e perguntar para eles se há pessoas pobres na comunidade. O conceito de pobreza entre os nativos pode estar distante do que o economista e o demógrafo definem. Por exemplo, eles podem afirmar com pleno direito que em sua comunidade ninguém é pobre, pois eles produzem tudo o que precisam para estar bem alimentados além de ter uma vida saudável sem ar poluído e sem águas contaminadas, pois fazem um manejo orgânico das lavouras. Essa diferença entre as intensões, ou sentidos, do nativo e do observador é o que ordinário leva a pensar que o qualitativo e o quantitativo são mundos opostos. Não vamos nos alongar sobre esse ponto, o leitor pode revisar um bom manual de introdução à lógica simbólica.

Em análise de redes sociais, a análise extensional, ou quantitativa, opera com dois tipos de registros: a álgebra de matrizes e a teoria topológica de grafos. Por essa via, converte-se numa nova forma de administração

da prova sociológica, no sentido do que disse Émile Durkheim (2004) no capítulo final de *As regras do método sociológico*.

Retornando à acepção fraca de estrutura, e levando em conta a perspectiva interacionista de Simmel, podemos incorporar o velho problema dos **efeitos não intencionais da ação intencional**. Charada que já estava presente nas primeiras análises sobre o mundo social no século 18, na *Riqueza das nações* de Adam Smith (1984), e logo retomado pela sociologia funcionalista de Robert K. Merton (1968). A melhor formulação está nas palavras de Adam Ferguson, um filósofo ilustrado contemporâneo de Adam Smith: a história é feita pelos seres humanos, porém não obedece a um plano humano.

O anterior quer dizer que os resultados do processo social não estão predefinidos na intenção dos agentes. Não há engenharia social que consiga planejar com pleno controle seus resultados. Aqui é interessante lembrar o debate político levantado por Karl Popper (1975) em *La sociedad abierta y sus enemigos*, quando afirma que aqueles que desejam construir o céu na terra terminam construindo o inferno. Obviamente que em seu contexto ele tinha na mira o comunismo internacional da Guerra Fria. Mas também é certo que alguns buscaram o inferno na terra sem desejar o céu, como foi o caso dos regimes políticos de corte fascista e nazista. De qualquer forma, o desafio das Ciências Sociais consiste em explicar os efeitos supraintencionais da ação humana.

Hoje a física de sistemas complexos consegue diferenciar entre um fenômeno aleatório e outro caótico. No primeiro, não podemos estabelecer um padrão de causalidade, enquanto que, no segundo, ainda que tenhamos uma pauta de causalidade, não é possível fazer qualquer previsão, dado o caráter aberto do sistema e sua alta sensibilidade perante qualquer variação dos fatores que estão entre suas condições de existência. Em palavras simples, o desenrolar das sociedades, ao longo da história, é um fenômeno caótico ou imprevisível. Podemos estabelecer algumas pautas de causalidade, e de fato os cientistas sociais têm identificado mecanismos de mudança social, mas isso não significa que consigam prever o curso futuro das sociedades. Mas isso acontece também

nos estratos biofísicos da realidade, logo, a incapacidade preditiva não é só uma limitação das Ciências Sociais, também o é das Ciências Naturais.

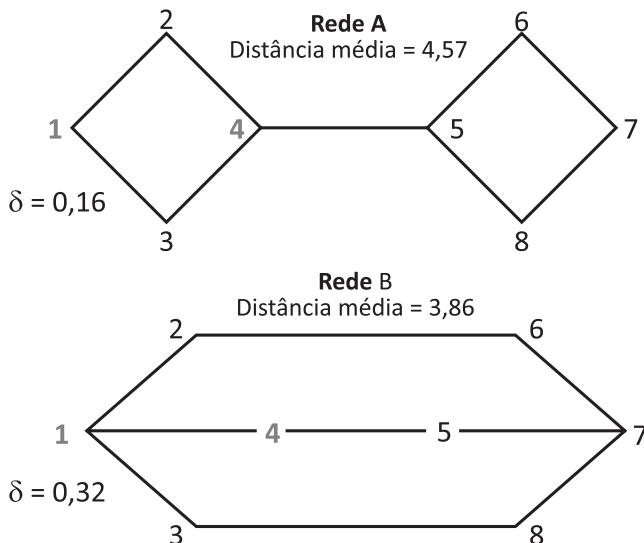
Anthony Giddens (2003) se refere a esse problema em sua obra *A constituição da sociedade*. Demonstra que a ação social não deve ser confundida com a ação intencional, pois também somos agentes para além de nossas intenções. Algo que o próprio Max Weber (2002) já tinha apontado em seu dicionário de conceitos sociológicos que está nos primeiros capítulos de *Economia e sociedade*. O desafio de entender como os sistemas sociais geram efeitos combinatórios é bem conhecido na tradição sociológica (HIGGINS, 2011), porém pouco tínhamos avançado até o desenvolvimento da sociometria de última geração ou análise de redes sociais.

2.2 Exemplos de estruturas em sentido fraco ou como efeito combinatório

O que significa que uma estrutura é um efeito combinatório? Pensemos no que acontece numa coorte de alunos de um curso universitário. No primeiro semestre muitos começam a sua vida acadêmica sem se conhecer e, depois de alguns meses, surgem agrupamentos específicos por diversos tipos de afinidades, como, por exemplo, a origem social e econômica, o desempenho escolar, os vínculos afetivos, entre outros. A estrutura forte da vida universitária, seus códigos e regras de governo, não predetermina o resultado em termos dos grupos de afinidades, os namoros ou conflitos que estarão segmentados quando for a data de colação de grau. Se acompanhamos o raciocínio de Harrison White (2008), temos de reconhecer que o mundo social não está pré-programado pelas regras institucionais ou pelas normas sociais. É um fluxo imprevisível de interações. Somos identidades em busca de controle, agimos em procura de um ponto de referência para não estarmos perdidos na maré do mundo social. Controle não significa, nessa experiência originária, necessariamente dominação, ainda que também venha a sê-lo conforme a vida social é institucionalizada. As formações sociais, sejam indivíduos, organizações, estilos narrativos, emergem dos fluxos imprevisíveis do mundo social.

Vamos analisar várias situações a partir das quais podemos inferir a importância da estrutura social entendida como um efeito emergente, isto é, como uma rede de interações que condiciona a ação social, mas que é, ao mesmo tempo, produto da própria ação social:

Situação 1 – Imaginemos que um vírus letal ataca o ator nº 1 e que o ator nº 4 é o único que está vacinado na rede. Qual das redes é mais vulnerável?



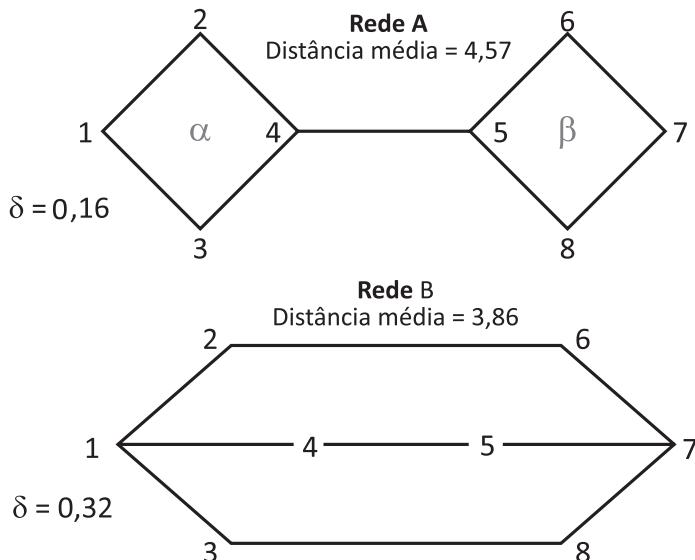
Fonte: Elaboração própria a partir de Klov Dahl *et al.* (1992).

Observações

Para todos os casos e com uma finalidade explicativa, apresentamos duas situações tipo: uma rede (A) pouco coesa, com dois setores conectados por uma ponte, no que se conhece como buraco estrutural, e outra (B) entrosada ou coesa. A cada uma corresponde uma densidade delta, 16% na primeira e 32% na segunda (no capítulo 5 será explicada essa medida de coesão). Se as interações sociais possuem uma certa estabilidade predeterminada, esta incidirá no resultado do processo social que estejamos analisando. Por exemplo, em relação com a situação 1, hoje temos evidências empíricas de que as redes de contato fazem a diferença em certos problemas epidemiológicos. Nicolas Christakis e James

Fowler (2007) pesquisaram em que medida a obesidade é um problema de difusão social e não só algo genético ou de hábitos alimentares. Encontraram evidências de que o convívio ou a relação estreita com uma pessoa obesa eleva as probabilidades de que seus parentes ou amigos também venham a ter problemas de sobrepeso. Mecanismos causais como a decisão nutricional da família, quem decide o que se come em casa, passam a um primeiro plano.

Situação 2 – Imaginemos que uma oferta de trabalho sai do lado α do gráfico, qual dos nodos do lado β estará em posição de vantagem para usufruir a informação?



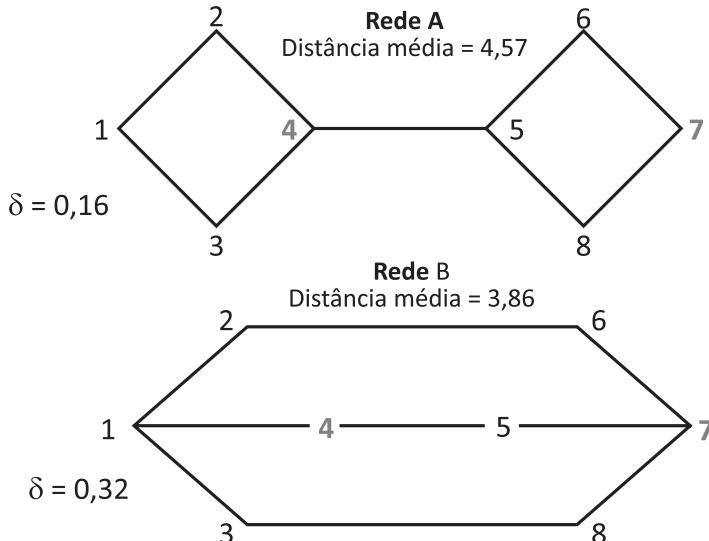
Fonte: Elaboração própria a partir de Klov Dahl *et al.* (1992).

Observações

Nesse caso, vemos como a estrutura de interações trabalha como um recurso, ou capital, em favor dos agentes. Quem está na borda do buraco estrutural tem todas as condições de levar vantagem de uma informação útil, nesse caso, do mercado de trabalho. Mark Granovetter (1973) e Ronald Burt (2005) têm sido pioneiros na forma como o *brokerage* ou a intermediação operam no mundo social. Burt desenvolveu

um algoritmo para mensurar a vantagem relativa dos nós numa rede, chamado de autonomia estrutural ou *constraint*.

Situação 3 – Imaginemos que o ator nº 4 é um comerciante que costuma pagar com cheques sem fundo a seus colegas mais próximos. Em qual das redes o ator nº 7 poderá estar melhor informado das falcatruas do nº 4?

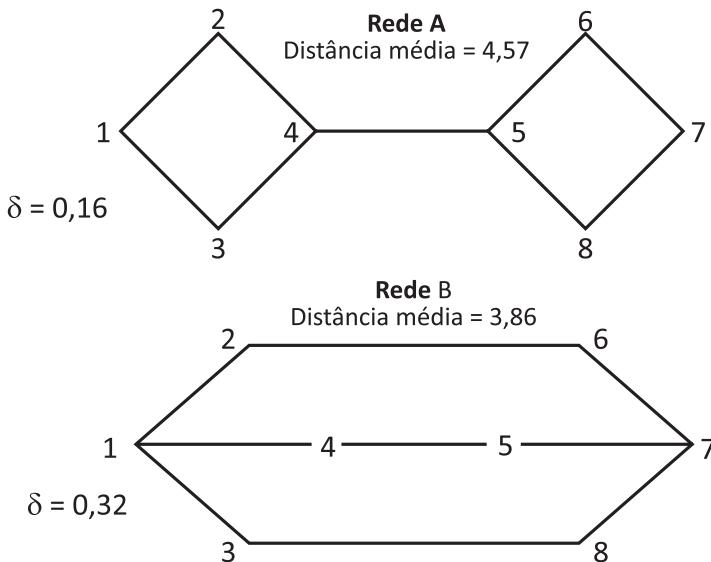


Fonte: Elaboração própria a partir de Klov Dahl *et al.* (1992).

Observações

Aqui temos um típico problema de ação coletiva. Como manter sob controle o comportamento oportunista dos agentes dentro de um sistema social, num mercado, por exemplo? A Teoria do Capital Social enfrenta duas situações diferentes, pois não é igual que o agente tire vantagens da estrutura e que a estrutura coíba as formas desviantes da cooperação. James Coleman (1988) chamou atenção para esse fato. No caso da rede B, a aplicação de sanções de baixo custo é muito mais provável, dado que o boca a boca pode destruir a honra daquele que paga com cheques sem fundo.

Situação 4 – Imaginemos que cada rede corresponde a uma vizinhança. O tempo das chuvas chegou e o mosquito da dengue ameaça com uma epidemia. Em qual das estruturas de interação haveria maior probabilidade de iniciar uma ação coletiva para erradicar os focos do mosquito?

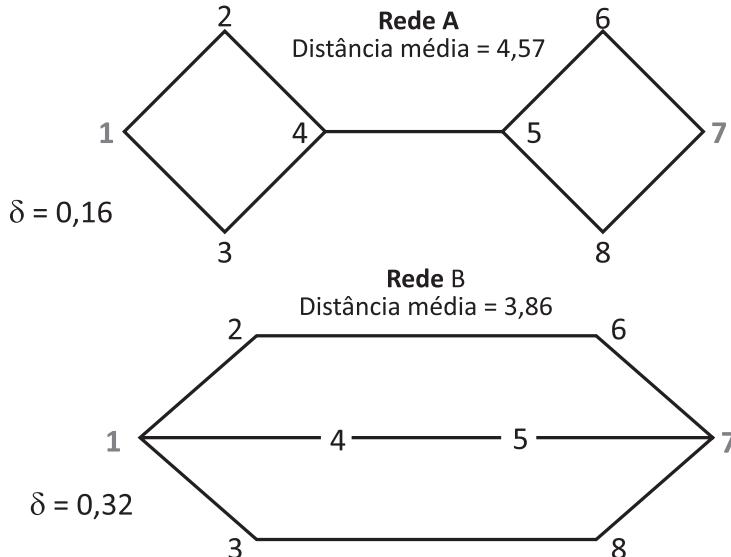


Fonte: Elaboração própria a partir de Klovdahl *et al.* (1992).

Observações

Nessa situação, temos um problema de ação coletiva que envolve várias dimensões. Em primeiro lugar, o poder de convocar por parte de pessoas críveis ou lideranças. Em segundo lugar, a capacidade de mobilização dos recursos necessários e a circulação de informação entre todos os participantes. Granovetter (1973) apontou para a necessidade de estudarmos dinâmicas comunitárias em termos do poder de coesão dos laços fracos.

Situação 5 – Imaginemos que o nó nº 1 ficou viúvo e que o nó nº 7 ficou viúva. Qual das duas redes de amizade os aproximaria mais rápido elevando as chances de começarem um namoro?



Fonte: Elaboração própria a partir de Klov Dahl *et al.* (1992).

Observações

Essa situação aponta a algo contraintuitivo. Num primeiro momento, poder-se-ia pensar que na rede B há maiores chances de encontrar um parceiro afetivo. Porém, como desvendaram Travers e Milgram (1969), o mundo social possui fortes indícios de operar como um pequeno mundo. Isto é, habitamos em nichos ou *clusters* de contatos vinculados entre si por laços ponte. Essa condição estrutural reduz a distância topológica entre as pessoas, fazendo a famosa média dos 5 graus de distância.

3. O que é, então, a análise de redes sociais?

Em resumo, e seguindo a Borgatti (2011b), podemos afirmar que a análise de redes sociais é um campo de estudos focado:

- Nas relações entre os atores sociais e não em seus atributos como raça, gênero, renda etc. Esses podem ser chamados de monádicos, fazendo referência à unidade de observação focada no agente social, que pode ser uma pessoa, uma organização e um país (coluna direita da Tabela 2).
- Na interdependência, na dimensão molecular da vida social e não na dimensão atomística da vida social. Isso significa que estamos focando as relações entre agentes (coluna esquerda da Tabela 2).
- Nos efeitos emergentes e substantivos da estrutura (como, por exemplo, o controle social e o acesso a recursos).

Tabela 2 – Tipos de atributos em pesquisa social

Análise de redes Parte de atributos diádicos	Estatística aplicada às ciências sociais Parte de atributos monádicos
Parentesco: pai de, filho de, Rol social: chefe de, Cognitivos: conhece a, Afetivo: gosta de, amigo(a) de, Ação: compartilha com, Distância: longe de, próximo a, Co-ocorrência: na mesma escola com,	Raça Sexo Renda Idade Escolaridade Categoria profissional

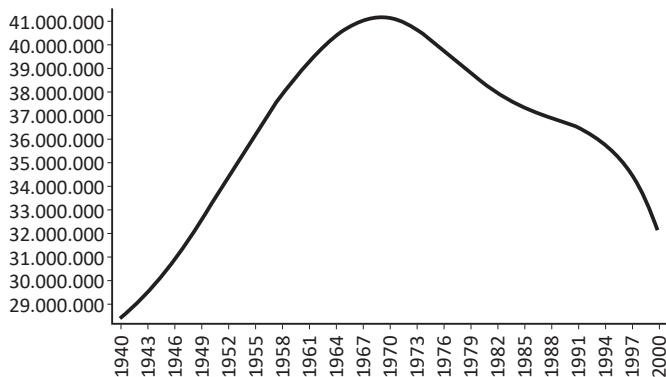
3.1 Dados monádicos em Ciência Social

Levando em conta a diferença entre dados diádicos e monádicos, podemos observar vários exemplos do que a pesquisa habitual, em Ciência Social, apresenta como resultados de dados agregados. Os histogramas

de frequências (ver a seguir) apresentam a mudança demográfica do Brasil no século 20: em 60 anos houve uma parábola populacional. A partir dos anos 1970, a população residente em meio rural diminui até atingir 32 milhões. A curva da população residente em meio urbano é exponencial. Não parou de crescer a partir de 1940. Na virada do século 21, era de 140 milhões.

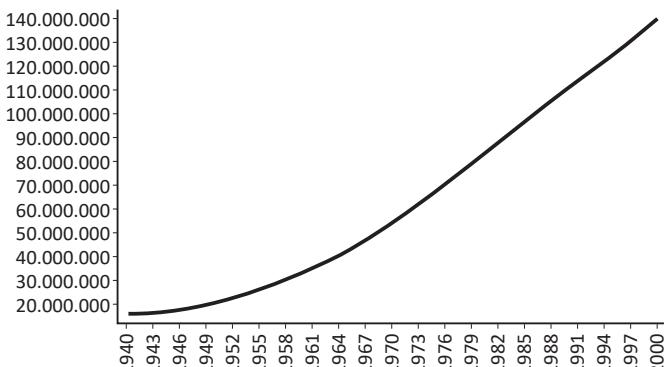
Nos exemplos anteriores, do ponto de vista demográfico, o importante é mensurar tamanhos e atributos monádicos agregados de uma unidade de observação, que é o Brasil.

Gráfico 1 – Brasil: população residente rural



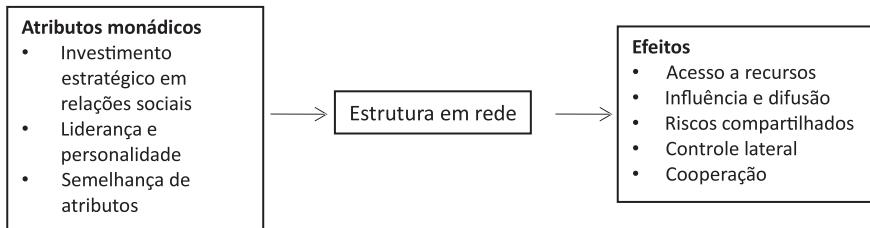
Fonte: IPEADATA

Gráfico 2 – Brasil: população residente urbana



Fonte: IPEADATA

Ordem causal e análise de redes (BORGATTI, 2011B)



3.2 A condição diádica da análise de redes

A análise de redes sociais é simultaneamente um fornecedor e um cliente de diversos domínios científicos:

- Cliente de um braço da matemática conhecido como teoria de grafos, da álgebra de matrizes, e da teoria de probabilidades.
- Fornecedor da Psicologia, Sociologia, Ciências da Saúde, Ciências da Administração etc.

4. O problema do pequeno mundo: o experimento de Travers e Milgram

Após as colocações anteriores e do ponto de vista da análise de redes, podemos perguntar: então, qual é a comensurabilidade que importa? A partir de um estudo experimental, transformado em obra seminal, *An experimental study of the small world problem*, Jeffrey Travers e Stanley Milgram (1969) colocaram uma nova pergunta para a pesquisa sobre o mundo social:

“Dados dois indivíduos selecionados aleatoriamente de uma população, qual é a probabilidade para que o número mínimo de intermediários necessários, que possa conectá-los, seja 0, 1, 2....., k?” (TRAVERS; MILGRAM, 1969, P. 426).

Um indivíduo alvo e um grupo de pessoas de partida foram escolhidas aleatoriamente com a finalidade de tentar gerar uma corrente de contatos que fosse de cada ponto de partida até o alvo.

A cada indivíduo de partida foi confiado um pacote, que devia enviar pelo correio ao indivíduo alvo. Levemos em conta que na época não havia ainda internet. O pacote nomeava explicitamente o indivíduo alvo e incluía uma carta solicitando àquele que a recebia que se tornasse um membro ativo da corrente enviando-o a outra pessoa. Foi estipulado que o *dossier* devia ser encaminhado através de um conhecido direto. Nos documentos havia informações suficientes do indivíduo alvo.

A corrente terminava quando atingia a pessoa alvo ou quando alguém se recusava a fazer o envio. Foram coletadas algumas informações de monádicas ou dos indivíduos de partida (idade, sexo, profissão).

Desenho do experimento de Travers e Milgram (1969)



Foram dadas aos respondentes algumas instruções adicionais:

- Se o receptor conhecia pessoalmente o alvo, devia enviá-lo diretamente.
- Se o receptor não conhecia o alvo, era-lhe proibido tentar entrar em contato diretamente através da lista telefônica. Era sugerido o envio a um conhecido (amigo, parente, colega) que estivesse em condição de conhecer melhor o alvo.
- Para evitar que o pacote voltasse a alguém que já tinha sido destinatário da corrente, uma lista dos intermediários acompanhava o envio, e cada expedidor devia acrescentar-se à lista.

Eis os principais resultados da pesquisa de Milgram e Travers:

- 217/296 enviaram o pacote para um conhecido.
- 64 dossiers chegaram ao indivíduo alvo, os restantes foram correntes interrompidas.
- Quando o número de intermediários aumenta, é menor a probabilidade de que o último nodo abandone, deixando de enviar o *dossier*.
- 86% dos participantes enviaram o pacote para amigos ou conhecidos.
- 14% dos participantes enviou o *dossier* para parentes.
- O comprimento médio das correntes foi de 5,2 intermediários.

Sendo prudentes sobre a generalização, a experiência de Milgram e Travers permite inferir que, para ligar duas pessoas que não se conhecem, num conglomerado tão vasto como os EUA, só precisamos em média de pouco mais de 5 intermediários.

Declarações posteriores permitiram identificar:

- As correntes completas chegaram ao alvo, via o conhecimento de seu lugar de residência, com uma média de 6,1 intermediários.
- As correntes completas chegaram ao alvo, via o conhecimento do emprego, com uma média de 4,6 intermediários.

- As correntes que partiram de Boston se revelaram mais curtas (4,4) que aquelas que partiram de Nebraska (5,7), diferença estatisticamente significativa.

5. Exercícios

1. Abra sua caixa de correio eletrônico:

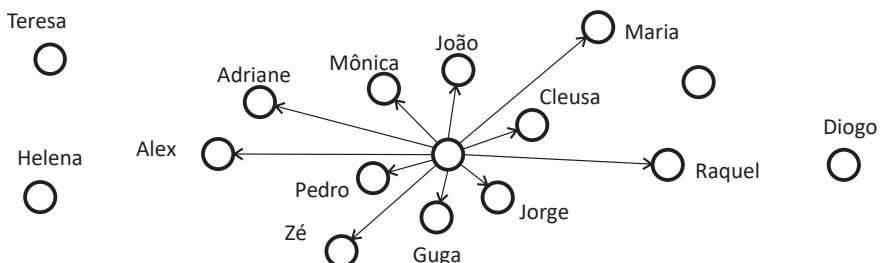
A. Identifique os remetentes e os destinatários dos últimos dias 15 dias e faça uma lista de cada grupo (remetentes e destinatários). Até quarenta nomes de cada um.

B. Diferencie as mensagens de entrada e saída pelos seguintes critérios: amizade, conhecido ou institucional.

Numa folha em branco, marque um ponto escuro no centro. Esse ponto representa você mesmo.

Represente no espaço em branco, com pontos e nomes, aquelas pessoas que enviaram mensagens para você; leve em conta as distâncias para marcar a proximidade afetiva: amigo(a), conhecido(a) ou institucional. Desenhe uma seta procedente daquelas pessoas que enviaram mensagens para você. Faça o mesmo, mas desenhando setas de saída, indicando para quais pessoas você enviou uma mensagem. Se procedente de ou em direção a houver mais de uma mensagem, marque várias setas.

Figura 17 – Exemplo de um mundo de relações pessoais



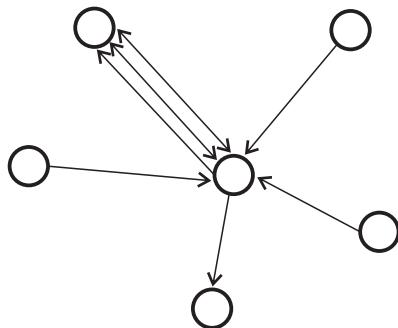
Fonte: Elaboração própria

C. Você terá um grafo de seu mundo de relações digital

2. Pegue seu telefone celular.

- A. Liste seus contatos (até trinta).
- B. Identifique as últimas 30 ligações recebidas e os últimos 30 números discados.
- C. Desenhe um gráfico semelhante aos dois anteriores. Desta vez, identifique com setas as suas últimas ligações telefônicas; com setas de saída e de chegada, as ligações discadas e recebidas. Desta vez, se houver mais de uma ligação com um mesmo contato, marque tantas setas quantas sejam necessárias.

Figura 18 – Exemplo de relações diferenciadas pela frequência dos contatos



Fonte: Elaboração própria

- D. Há alguma diferença entre seu mundo de relações *on line* e via telefone? A que atribui as diferenças?

CAPÍTULO 3 – CONCEBER UM ESTUDO DE REDES

1. Identificar as variáveis-chave

Como em toda pesquisa sociológica, assumimos que o primeiro passo para desenhar uma boa investigação consiste numa profunda intimidade do pesquisador com a problemática através de diversas formas de conhecimento, seja este etnográfico, historiográfico ou pela revisão exaustiva da tradição científica sobre o problema. Nesse sentido, a análise de redes sociais é uma perspectiva e uma ferramenta entre outras, mas que permite enxergar o que dificilmente pode ser captado através de outras abordagens. A diversidade de métodos não é um fato trivial isento de conflitos. Não se trata simplesmente de querer agradar a todos e todas dizendo que a realidade não se esgota numa perspectiva teórica ou metodológica, pois, por exemplo, os achados de uma boa etnografia podem ser questionados por outro tipo de abordagem. Bearman (1997) contesta modelos de troca matrimonial, em povos aborígenes australianos, que tinham sido analisados com as ferramentas clássicas da análise de parentesco. Em seu lugar aplica *block models* para entender o surgimento de um sistema solidário de trocas generalizadas. Sendo assim, cabe ao pesquisador, em estreita discussão com a sua comunidade científica, decidir quais achados resultam mais consistentes em relação com uma determinada problemática.

Em continuação, apresentemos algumas recomendações para termos bons *insights* que conduzam a uma pesquisa original em análise de redes sociais (LAZEGA e HIGGINS, 2014). Nesse caso, como em qualquer outra situação que exige criatividade, a intuição não pode ser comunicada pelo orientador de pesquisa nem pelo manual de investigação, quando muito pode ser estimulada e desafiada. A imaginação sociológica é uma inspiração que somente bate na porta do pesquisador disciplinado que trabalha com tesão.

1.1 Identificar uma variável estrutural

Em primeiro lugar, o pesquisador precisa identificar uma, ou mais, variável estrutural que coloque em relação todos os atores do sistema social que visamos estudar. Aqui é fundamental estar atento às interações em pelo menos duas dimensões: (1) as trocas entre os agentes/identidades; e (2) os recursos que circulam dentro do universo social com o qual trabalhamos.

1.2 Identificar os atributos dos agentes

Como em qualquer outra pesquisa social, as variáveis que correspondem aos atributos dos agentes são de vital importância para o entendimento do fenômeno social em questão. Levando em conta a distinção feita antes, falamos aqui dos atributos monádicos, como, por exemplo, a idade, o gênero, a raça, a origem social, o nível salarial ou qualquer outra informação que seja relevante para o entendimento de nosso problema.

1.3 Identificar os comportamentos relevantes

Apontamos aqui para as formas de ação que são susceptíveis de ser influenciadas pela posição que ocupam os agentes dentro da estrutura de relações. Por exemplo, se queremos entender o sistema de aprendizado dentro de uma organização, o que também é conhecido como aprendizado social, será de vital importância reconstruir o *status* dos agentes em termos de sua *expertise*, saber quem é percebido como mais experiente ou habilitado para resolver problemas do campo profissional em que atua a organização. Pensemos, também, na forma como agentes do mundo político podem coligar ou se desligar em função das oportunidades que oferece o contexto de uma mobilização social, como no caso da ação de movimento ao longo de uma jornada de protestos, isto é, a posição relativa de vantagem pode acionar determinadas respostas de aproximação ou rejeição. A pesquisa de Ann Mische e Phillipa Pattinson (2000) sobre o processo de *impeachment* do Presidente Fernando Collor ilustra muito

bem de que forma a ação política é mais complexa do que pretendem os modelos da escolha racional.

2. Coleta de dados

Uma vez mais, chamamos a atenção para o fato de que não há receita de bolo que acione a imaginação metodológica. Como em qualquer pesquisa sobre o mundo social, temos a opção de coletar dados primários ou secundários. Na primeira opção, o procedimento padrão é a formulação de uma questão sociométrica. No segundo, podemos reconstruir estruturas relacionais a partir de informações secundárias, como, por exemplo, arquivos, anuários, jornais etc. Mas na era do mundo interconectado pela transmissão digital de dados, contamos hoje com informações de grande tamanho disponíveis na rede mundial de dados; estamos falando dos conhecidos *big data*. Nesse ponto, uma reflexão é pertinente e necessária. Há um antes e um depois dos *big data*.

O pesquisador desavisado pode pensar que a coleta de informação mediante a aplicação direta de questionários é coisa do passado, como se fosse uma espécie de dado artesanal, quando comparado com a sofisticação da programação computacional que é necessária para a ELT (*extract, load and transform*) dos dados digitais. A *societas duplex*, formada pelos mundos *on line* e *off line*, pode ser vista como uma superação das interações cotidianas, dos encontros e das encenações extensamente analisadas por Erwing Goffman (1956). Aqui é bom lembrar uma observação feita por Robert Putnam (2001) em seu estudo sobre o declínio do capital social na sociedade norteamericana. Quando a invenção de Antonio Meucci, o telefone eletromagnético, ganhou escala de produção industrial pelas mãos de Alexander Graham Bell, muitos pensaram que isso seria o fim das relações de vizinhança e proximidade. Mas nada disso aconteceu, as comunicações a distância simplesmente distenderam as relações de proximidade, as tornaram mais complexas, mas não as substituíram. Algo análogo está acontecendo com o mundo das interações humanas mediadas pelos dispositivos tecnológicos de ponta. A

nossa forma de construir a intimidade ou de projetar nossa identidade está sujeita a novas gramáticas tecnológicas, mas isso não significa que os encontros cara a cara, pele a pele, venham a desaparecer da vida social.

2.1 Coleta primária: questionário sociométrico

Há diversas técnicas que permitem estimular nos respondentes a identificação de quais são as suas interações. A estratégia vai depender do conhecimento prévio do pesquisador sobre o universo em rede que deseja pesquisar e do atributo diádico que visa reconstruir.

Na literatura de redes, a questão sociométrica padrão é denominada **gerador de nomes**. Porém, seria melhor chamá-lo, de forma genérica, gerador sociométrico, para evitarmos a ambiguidade entre o nome do agente e a posição social que ocupa.

Em continuação, vamos apresentar vários exemplos, levando em conta a tipologia proposta por Wasserman e Faust (1994):

Tabela 3 – Diferentes tipos de questionários sociométricos

Questionários Sociométricos (Variante em bola de neve)	Escolha do alter	Escolha da relação	Grau da relação
	<i>Lista (Roster)</i>	<i>Escolha fixa</i>	<i>Rating</i>
	<i>Livre (Free Recall)</i>	<i>Livre</i>	<i>Ranking completo</i>

No sentido das linhas, a tabela apresenta duas estratégias tipo para a coleta de informação sociométrica. Se conhecemos todos os membros de um grupo ou de uma organização, podemos apresentar a lista, ou *roster*, para cada um dos respondentes. Logo, levantamos a(s) questão(ões) pertinente(s) do ponto de vista teórico. O respondente terá a opção de apontar com quais de seus pares na lista interage de forma específica.

2.1.1 Gerador sociométrico Tipo 1 (roster) (HIGGINS, 2012)

Tipo de dado: atributo diádico, visando captar a intermediação de informação.

“Aqui está a lista de todos os associados. No período dos últimos seis meses, quais foram as pessoas da Associação A PALMA S.A. com as quais você conversou para se manter informado sobre o normal funcionamento da organização?”

“Por que escolheu essas pessoas?”

Neste caso, devemos conhecer antes todos os membros da organização.

No caso de não conhecermos todos os membros do universo cujas relações queremos estudar, a livre escolha, ou free recall, é uma opção. Em continuação, apresentamos um exemplo que inclui também uma escala, ou rating, que mensura a intensidade das relações de amizade.

2.1.2 Gerador sociométrico Tipo 2 (free recall e rating) (RAPOPORT; HORVATH (1961) APUD WASSERMAN; FAUST, 1994)

Tipo de dado: atributo diádico, grau de amizade.

Fazendo uma comparação entre duas escolas, foi pedido a cada aluno, dentro do grupo de sua série, para escrever o nome, idade, grau e endereço e depois preencher os espaços em branco das frases seguintes:

“Meu melhor amigo na (nome da escola) é ___”

“Meu segundo melhor amigo é ___”

(....)

“Meu oitavo melhor amigo é ___”

2.1.3 Gerador sociométrico Tipo 3 (Escolha fixa da relação e free recall) (COLEMAN; KATZ; MENZEL, 1957)

Tipo de dado: atributo diádico, difusão de inovações entre médicos.

A cada médico entrevistado lhe foram feitas as seguintes três questões sociométricas:

- (i) “Qual foi o colega que procurou com mais frequência para solicitar-lhe conselho e informação?”
- (ii) “No curso de uma semana ordinária, qual foi o colega mais procurado para discutir os casos clínicos?”
- (iii) “Quais foram os amigos, entre os colegas, com os quais se encontrou em reuniões de lazer?”

2.1.4 Gerador sociométrico Tipo 4 (ranking completo) (BERNARD, KILLWORTH E SAILER (1980) apud WASSERMAN; FAUST, 1994)

Tipo de dado: atributo diádico, colaboração científica entre os membros de um laboratório de pesquisa.

A cada participante foi entregue um pacote de cartas que continha os nomes dos quarenta membros do escritório científico. Eles hierarquizavam as cartas segundo a frequência (do maior grau ao menor) com a qual conversavam com seus colegas de trabalho num dia qualquer.

2.2 Coleta secundária

A coleta de informação a partir de dados secundários não possui receitas fixas para reconstruir estruturas em rede. Vale a intimidade do pesquisador com a problemática e uma boa dose de criatividade e imaginação sociológica que lhe permitam intuir onde há uma informação relevante. Como foi dito antes, na era digital, há informação disponível na forma de grandes dados (*big data*) esperando para ser extraída, baixada e transformada. Isso demanda *expertise* em programação computacional específica que não está no foco desta obra introdutória. Apresentamos alguns exemplos de informações secundárias que constam em pesquisas exemplares no domínio da análise de redes.

Em estudos de Sociologia da Ciência é frequente reconstruir regularidades a partir das citações bibliográficas entre *scholars*: quem cita a quem? É uma forma padrão de entender a difusão de uma inovação científica.

Ronald Burt (1983) obteve informações sobre interações entre atores corporativos a partir das primeiras páginas do *New York Times*. Olivier Godechot e Nicolas Mariot (2004) construíram um banco de dados relacional a partir dos registros das bancas de defesa de doutorado da *École des Hautes Études en Sciences Sociales* para um período de mais de quarenta anos, 1960 a 2006. Esses dados permitiram reconstruir as estruturas de colaboração acadêmicas entre pesquisadores da Ciência Política. Essa estrutura foi levada a um modelo matemático formal em que a rede de colaboração e o sistema de *status* inerente eram preditores da empregabilidade dos egressos. No contexto brasileiro, Barbosa e Veneroso (2015) fizeram um trabalho semelhante reconstruindo a rede de coautoria entre membros de programas de pós-graduação das Ciências Contábeis do Brasil a partir do currículo *Lattes*.

3. Problemas da coleta de dados sociométricos

Como em qualquer abordagem metodológica, a coleta de dados coloca problemas de diversas índoles para o pesquisador.

3.1 Problemas éticos

No levantamento de dados relacionais, é muito frequente encontrar resistência por parte dos entrevistados. Apontar relações com outras pessoas levanta desconfianças. Incrementam-se, então, as suspeitas em relação ao mandato supremo de toda pesquisa: manter o sigilo dos dados e o anonimato das pessoas ou organizações que são objeto de estudo.

3.2 Risco de viés na informação

Vejamos a ambiguidade da seguinte questão: *quais são seus amigos entre todas as pessoas que figuram nesta lista?* O que cada pessoa entende por amizade pode ser muito diferente, levando assim a distorções cognitivas na origem dos dados. A forma mais útil de contornar

o problema é a construção de uma escala ou índice pelo qual seja reduzida a ambiguidade da percepção. Por exemplo, podemos perguntar:

Entre os colegas de trabalho, indique por favor quem é:

- Desconhecido
- Conhecido
- Parceiro de trabalho
- Amigo de confiança

Devemos salientar que a opção do *free recall*, ou chamada espontânea das pessoas pelos seus parceiros de relações, tem como risco a variabilidade da memória das pessoas, o que pode deixar de fora informações valiosas.

3.3. Gerar nomes ou posições?

Devemos levar em conta que não é igual gerar nomes e gerar posições dentro de um domínio em rede. No primeiro caso, podemos demandar os nomes segundo um tipo de relação previamente definido pelo pesquisador (por exemplo, colaboração técnica); no segundo caso, podemos perguntar pela posição relativa que ocupam os agentes num determinado sistema social (por exemplo, quem é o considerado como o mais influente, o mais isolado, o de maior expertise etc).

3.4 A rede reconstruída não é uma substância ou coisa em si

A coleta de dados em rede está submetida às mesmas questões que a Epistemologia e a Sociologia do Conhecimento fazem para outras técnicas de trabalho. Vale lembrar que estamos após a crítica kantiana do conhecimento. Não podemos cair num encantamento ingênuo da pesquisa em rede, como se estivéssemos buscando conhecer entidades já dadas.

No caso dos geradores sociométricos, o pesquisador não possui acesso “em frio”, isto é, sem mediação, às relações que se decantam em estruturas emergentes. Não observamos uma “coisa em si” ou uma

substância reticular. Todos os dados em redes são na verdade percepções do que os declarantes consideram que são suas interações.

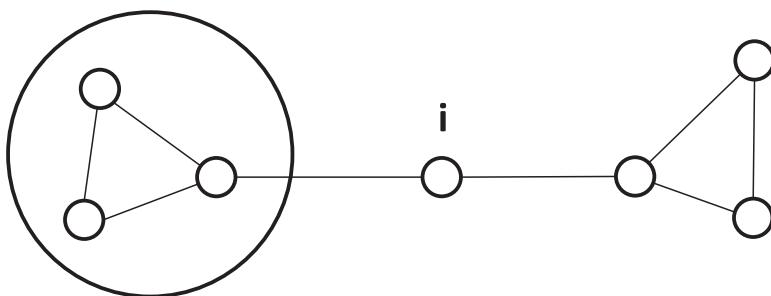
Nesse sentido, as redes, descritas pelos grafos, são como fotos instantâneas de um agregado de percepções. Hoje a pesquisa de ponta avança na construção de *softwares* que permitam entender a evolução dos dados reticulares. SIENA (SNIJDERS, 2018) é o programa de computador pioneiro nesse campo.

4. Redes sociais: possibilidade de amostragem, unidades de análise

A análise de redes procede por amostragem? Eis uma pergunta recorrente nos cursos e no treinamento sociométrico. O recorte do universo relacional não procede por critérios probabilísticos de independência das observações, pois, pela natureza interdependente dos dados, corremos o risco de deixar de fora atores-chave da estrutura. De ordinário, os universos relacionais estão circunscritos a mundos mais ou menos delimitados, por exemplo, uma empresa ou organização, um setor produtivo com um número determinado de empresas, um campo especializado de relações de colaboração acadêmica etc.

Vejamos qual é o risco da amostragem probabilística (LAZEGA; HIGGINS, 2014):

Figura 19 – Estrutura de interação e o risco da amostragem aleatória



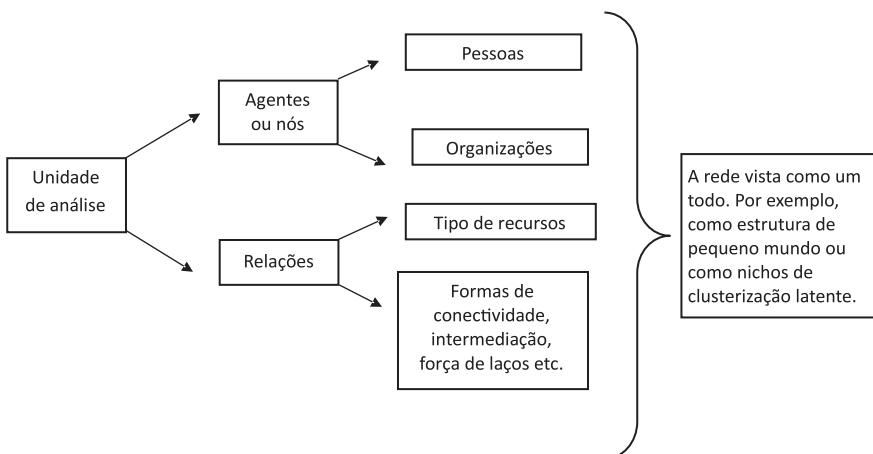
Fonte: Lazega e Higgins (2014)

Vamos supor que um universo relacional possui a estrutura chamada de “borboleta”, como no grafo anterior. Num plano de amostragem aleatória, haverá uma alta chance de deixar de fora o nodo i , sendo este o agente mais importante em termos de intermediação e proximidade. Devemos salientar, porém, que a pesquisa teórico-probabilística busca soluções para esse problema. Mark Granovetter (1976) publicou um artigo no qual explora o problema da inferencialidade para dados em rede, levando em conta a interdependência das observações e avaliando a distribuição do tamanho das amostras. Porém, a sua proposta está restrita somente à densidade da estrutura da rede, isto é, restringe-se ao nível diádico ou à estimativa do número de relações, dado um universo populacional.

5. Unidades de análise

No caso da análise de estruturas em redes, a unidade de observação pode estar focada nos nós, no tipo de relações ou na estrutura como um todo. Em cada caso, cabem algumas distinções importantes, que é importante salientar.

Figura 20 – Unidades de análise em estruturas relacionais



Fonte: Elaboração própria

Antecipamos ao leitor que as redes parciais (*ego networks*), em que só possuímos as escolhas ou relações diretas de um indivíduo com seus *alters*, não servem para fazer análises estruturais. Porém, há no contexto brasileiro alguns trabalhos como o de Marques (2012), no qual foram reconstruídas as redes pessoais (*ego networks*) de 150 pessoas pobres e 30 pessoas de classe média da cidade de São Paulo. O trabalho visa entender os padrões de sociabilidade que condicionam a segregação social das pessoas em situação de pobreza. A questão-chave consiste em entender até onde o tipo de inserção social, mensurado e reconstruído a partir da percepção das relações sociais das pessoas entrevistadas, permite explicar a persistência da pobreza.

Desse estudo não podemos fazer inferências estatísticas, no sentido amostra-população, pois o número de observações no ponto de partida não segue um critério amostral válido.

6. Vantagens da análise de redes: do organograma funcionalista às redes de interação

A construção e análise de dados em rede não é um trabalho teoricamente neutro. Isto é, intrinsecamente a nossa base informacional abre um horizonte de novas possibilidades de interpretação. Por exemplo, nos estudos sobre organizações, seja no campo do business studies ou da Sociologia, há um contraste claro entre entender uma organização como um conjunto de posições funcionais previamente definidas pelo observador, ou pelos estatutos jurídico-legais da empresa, ou como uma forma emergente da interação dos participantes. No primeiro caso, a ferramenta metodológica com fins analíticos mais difundida é o organograma, do qual temos um exemplo na Figura 21. Esse tipo de gráfico representa, de forma intuitiva as posições funcionais dos agentes, o mesmo que a hierarquia em relação com a posição de mando e obediência. Porém, essa é uma representação pobre e limitada do que de fato acontece em termos de relações sociais, pois um universo de pessoas que constitui um sistema de produção, seja de bens ou serviços,

privados ou públicos, é uma realidade dinâmica em que os papéis sociais não estão estritamente predefinidos pelo que mandam fazer os estatutos. De forma ingênua, podemos pensar que o centro de decisão de um organograma hierárquico está com aquele que ocupa o topo da pirâmide. Porém, se atentarmos para como acontecem as relações de troca entre os integrantes da empresa, para as formas endógenas de reconhecimento da autoridade, é possível que o verdadeiro centro de autoridade e decisão seja um ator aparentemente subordinado. Isto é, a organização formal é subvertida pela organização real.

Ilustramos essa diferença básica comparando o organograma da Figura 21 com o grafo da Figura 22. Os dados correspondem às informações obtidas junto a uma associação de agricultores (HIGGINS, 2011). Segundo o primeiro gráfico, o centro de decisão da organização representada está na assembleia geral dos associados. Porém, após coletar informações de campo, mediante técnicas sociométricas, descobrimos que o centro da organização é um agente externo, nesse caso um extensionista agrícola do qual dependem todos os membros para receber assessoramento, visando ao cuidado das lavouras. A segunda visualização pressupõe um tipo de dado relacional que não está na base da Figura 21. Isto é, a pintura que surge da organização não formal, porém real, não coincide com a representação apriorística e intuitiva do organograma.

Figura 21 – Exemplo de organograma

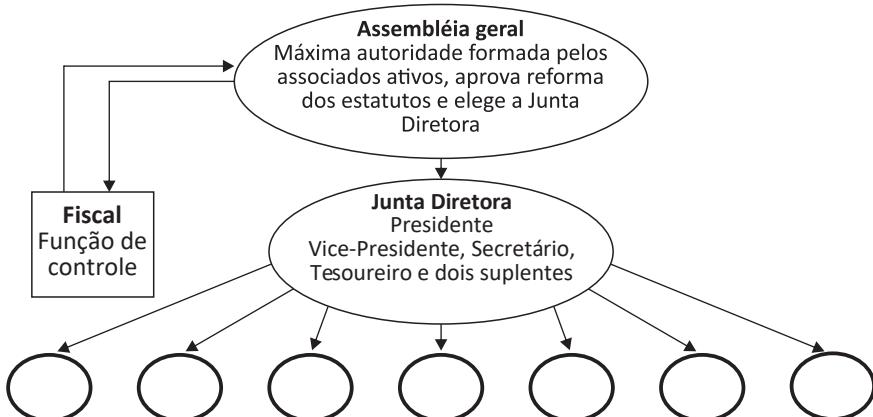
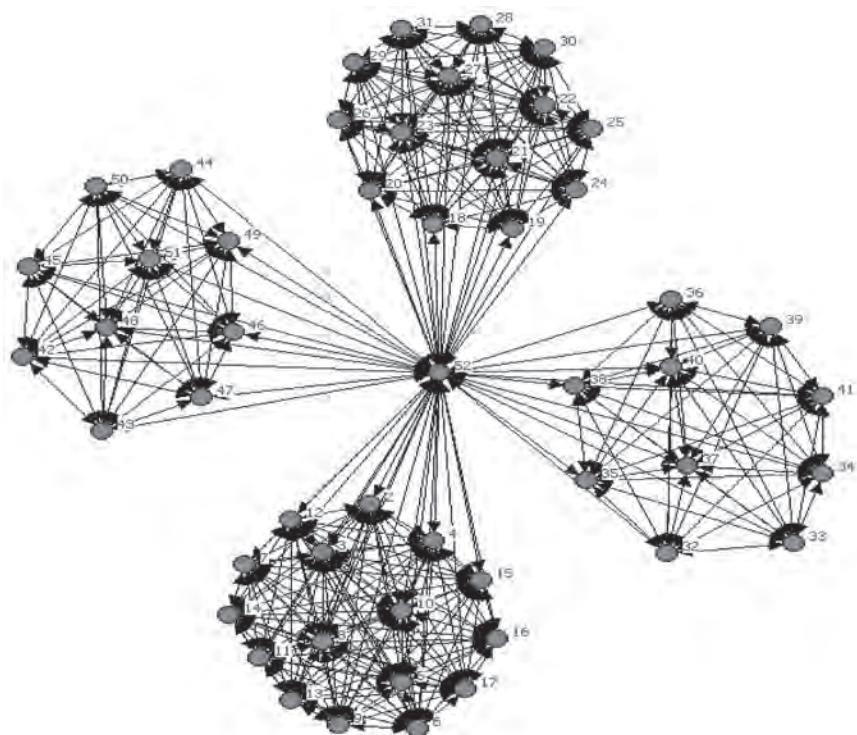


Figura 22 – Associação La Palma

Fonte: (HIGGINS , 2011).

7. Exercícios

Este exercício está baseado em uma coleta de dados secundária. Foi pensado para você aplicar os conhecimentos que aprendeu até este ponto do livro e para você desenvolver a capacidade de identificar dados relevantes que podem subsidiar uma boa análise de redes sociais.

Os dados do Figura 23 ilustram as informações sobre transferências de jogadores realizadas pelos clubes da 1^a divisão do campeonato brasileiro de futebol no ano de 2017 a partir das trocas realizadas por Cruzeiro e Altético-MG. A Figura 24 mostra a classificação final dessa edição do campeonato. Os dados foram retirados do site www.futebol365.

pt, onde você encontrar as informações completas sobre as transferências de jogadores realizadas pelos 20 clubes da 1ª divisão em 2017. Com base nas informações do site, separamos para você um arquivo com as transferências realizadas pelos clubes de futebol que jogaram a 1ª divisão do campeonato e as classificações finais nos últimos 5 anos (de 2013 a 2017); esses dados estão disponíveis em www.giars.ufmg.br.

Figura 23 – Transferências de jogadores Atlético-MG e Cruzeiro em 2017

Transferências do Atlético-MG			
Entrada	Jogador	Origem	Tipo
06/06/2017	Valdívia	Internacional	Empréstimo
06/04/2017	Rómulo Otero	Huachipato	Definitivo
22/03/2017	Marlone	Corinthians	Empréstimo
08/03/2017	Adilson	Akhmat Grozny	Definitivo
27/01/2017	Elias	Sporting	Definitivo
Saídas	Jogador	Destino	Tipo
23/01/2018	Robinho	Sivasspor	Definitivo
01/07/2017	Henrique	CSKA Sofia	Definitivo
28/02/2017	Hyuri	Chongqing Lifan	Empréstimo
11/02/2017	Lucas Pratto	São Paulo	Definitivo
26/01/2017	Edcarlos	Club Olímpia	Definitivo
19/01/2017	Fillipe Soutto	Red Bull Brasil	Definitivo
19/01/2017	Marion	América-MG	Definitivo
19/01/2017	Renan Oliveira	América-MG	Definitivo
07/01/2017	Jesús Dátolo	Vitória	Definitivo

Transferências do Cruzeiro			
Entradas	Jogador	Origem	Tipo
22/07/2017	Rafael Galhardo	Anderlecht	Definitivo
22/05/2017	Jonata	CRB	Empréstimo
31/01/2017	Lucas Silva	Real Madrid	Empréstimo
11/01/2017	Luis Caicedo	Independiente JT	Definitivo
07/01/2017	Thiago Neves	Al-Jazira	Definitivo

Saídas	Jogador	Destino	Tipo
08/01/2018	Joel	Marítimo	Definitivo
24/11/2017	Rafael Donato	U. Madeira	Definitivo
29/07/2017	Bruno Ramires	Moreirense	Empréstimo
11/07/2017	Ruan Teles	Varzim	Definitivo
08/07/2017	Allano	Estoril	Definitivo
17/06/2017	Rick Sena	Marítimo	Empréstimo
01/06/2017	Joel	Avaí	Empréstimo
22/05/2017	Rafael Donato	Joinville	Empréstimo
30/03/2017	Edimar	São Paulo	Empréstimo
22/02/2017	Federico Gino	Santa Cruz	Empréstimo
21/02/2017	Duvier Riascos	Millonarios	Definitivo
09/02/2017	Matiás Pisano	Club Tijuana	Definitivo
01/02/2017	Bruno Ramires	Vitória	Empréstimo
28/01/2017	Joel	Botafogo	Empréstimo
19/01/2017	Paulo André	Atlético-PR	Definitivo
14/01/2017	Gabriel Xavier	Vitória	Empréstimo
04/01/2017	Diego Renan	Chapecoense	Definitivo
02/01/2017	Douglas Grolli	Chapecoense	Empréstimo
01/01/2017	Rafael Donato	ABC	Empréstimo
28/05/2016	Felipe Seymour	União Espanhola	Definitivo

Fonte: Elaboração própria, a partir de www.futebol365.pt (acesso em março de 2018)

Figura 24 – Tabela 38º rodada do campeonato brasileiro de 2017

Classificação – Final Campeonato Brasileiro de 2017									
Posição	Clube	J	V	E	D	GM	GS	DG	P
1º	Corinthians	38	21	9	8	50	30	20	72
2º	Palmeiras	38	19	6	13	61	45	16	63
3º	Santos	38	17	12	9	42	32	10	63
4º	Grêmio	38	18	8	12	55	36	19	62
5º	Cruzeiro	38	15	12	11	47	39	8	57
6º	Flamengo	38	15	11	12	49	38	11	56
7º	Vasco	38	15	11	12	40	47	-7	56

Classificação – Final Campeonato Brasileiro de 2017									
Posição	Clube	J	V	E	D	GM	GS	DG	P
8º	Chapecoense	38	15	9	14	47	49	-2	54
9º	Atlético-MG	38	14	12	12	52	49	3	54
10º	Botafogo	38	14	11	13	45	42	3	53
11º	Atlético-PR	38	14	9	15	45	43	2	51
12º	Bahia	38	13	11	14	50	48	2	50
13º	São Paulo	38	13	11	14	48	49	-1	50
14º	Fluminense	38	11	14	13	50	53	-3	47
15º	Sport	38	12	9	17	46	58	-12	45
16º	Vitória	38	11	10	17	50	58	-8	43
17º	Coritiba	38	11	10	17	42	51	-9	43
18º	Avaí	38	10	13	15	29	48	-19	43
19º	Ponte Preta	38	10	9	19	37	52	-15	39
20º	Atlético-GO	38	9	9	20	38	56	-18	36

Legenda: J = Jogos; V = Vitórias; E = Empates; D = Debates; GM = Gols Marcados; GS = Gols Sofridos; SG = Saldo de Gols; P = Pontos.

Fonte: site www.futebol365.pt (acesso em março de 2018)

Após a análise das duas figuras, responda:

1) É possível conceber uma análise de redes sociais a partir das informações sobre transferências de jogadores realizadas pelos clubes da 1ª divisão do campeonato brasileiro?

() Sim () Não

2) Se você respondeu sim, identifique os elementos úteis à análise de rede sociais que podemos retirar das duas figuras acima. Isto é:

a. Quem são os atores do universo relacional?

- | | |
|--------------------|--------------------------------|
| () Jogadores | () Presidentes de clube |
| () Empresários | () Clubes de futebol |
| () Patrocinadores | () CBF e federações estaduais |

b. Qual é a variável estrutural contida nesses dados? Isto é, qual é o recurso que circula pela rede?

- | | |
|---------------|------------------------|
| () Dinheiro | () Títulos de campeão |
| () Jogadores | () Clubes de futebol |
| () Conselhos | () Treinadores |

c. Quais atributos podemos identificar nas informações acima para inserir em uma análise de redes sociais (marcar mais de uma)?

- () Idade dos jogadores () Função dos jogadores
() Tipo da transferência () Nacionalidade dos clubes
() Patrimônio dos clubes () Classificação final dos clubes

d. Quais comportamentos relevantes possivelmente associados à posição dos atores na rede podemos identificar nas informações acima?

- () Patrimônio dos clubes () Posição na classificação final
() Pontuação alcançada () Nacionalidades dos jogadores
() Número e saldo de gols () Empates, vitórias e derrotas.

3) Descreva quais informações complementares podem ser levantadas para enriquecer a análise estrutural dos dados apresentados.

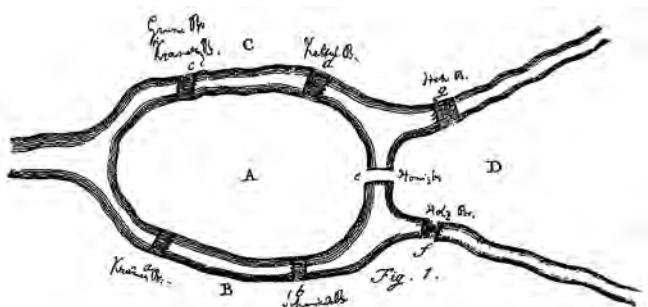
4) Aponte os principais limites dos dados citados nas Figuras 23 e 24. Por exemplo, o que podemos dizer sobre a fronteira dessa rede?

CAPÍTULO 4 – A LINGUAGEM DOS GRAFOS

1. Noções básicas sobre grafos

A linguagem dos grafos é a ferramenta fundamental para descrever a morfologia das redes sociais. Para sermos mais exatos, a Teoria de Grafos é um tipo de geometria, conhecida de forma específica como topologia, de grande expansão e com diversos usos aplicados, especialmente em Ciências da Computação e nas Ciências Sociais. Devemos a Dénes König (1990), matemático húngaro, a primeira sistematização da Teoria de Grafos, publicada em sua obra *Teoria de grafos finitos e infinitos*.

Figura 25 – O mapa de Euler



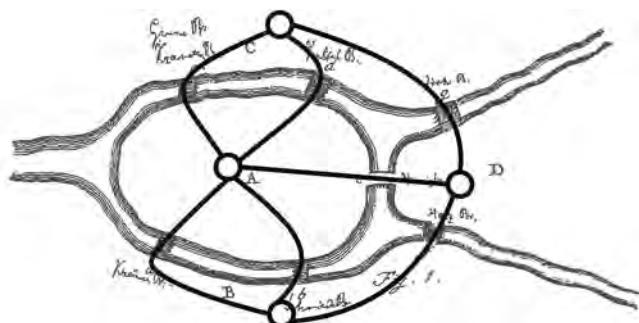
Fonte: Digital commons.

O que diferencia a topologia da geometria convencional, ou euclidiana, que aprendemos nos primeiros anos da escola? Para sermos didáticos, vamos apresentar o problema que o matemático Leohnard Euler formulou em 1736, conhecido como as sete pontes de Königsberg. Nessa cidade, que hoje faz parte da Rússia, havia sete pontes para cruzar uma ilha formada pelos dois braços de um rio. É proverbial a história de que o filósofo Emmanuel Kant era tão rigoroso que sempre fazia a mesma rotina ao longo da cidade, ao ponto de que os habitantes do vilarejo não precisavam consultar o relógio para saber a hora, bastava saber se

o professor estava passando ou não. O desafio consistia em saber se era possível para qualquer um, incluído Kant, cruzar as sete pontes passando por cada uma delas somente uma vez.

Esse problema ajuda a entender de forma clara a diferença entre a geometria euclidiana e a topologia criada por Euler. O que o desafio pede não é uma solução em termos de áreas ou distâncias, tal e como fomos ensinados na escola. Aqui não se trata de encontrar a distância mais curta, por exemplo. O assunto é outro, consiste em saber se há solução para um circuito de caminhos sob uma condição dada de não repetição. Nesse ponto entra em cena a ideia do grafo e a sua vantagem de visualização. Vejamos como na Figura 26 os blocos de terra foram transformados em pontos e as pontes em linhas ou caminhos. Dessa forma fica mais fácil entender a natureza do problema. A topologia é uma abstração de outra ordem, em que não contam distâncias e propriedades formais entre as partes de um polígono, e sim a continuidade das partes em questão. Sobre o mapa foi superposto um grafo que representa o circuito de caminhos.

Figura 26 – O grafo superposto



Fonte: Digital commons.

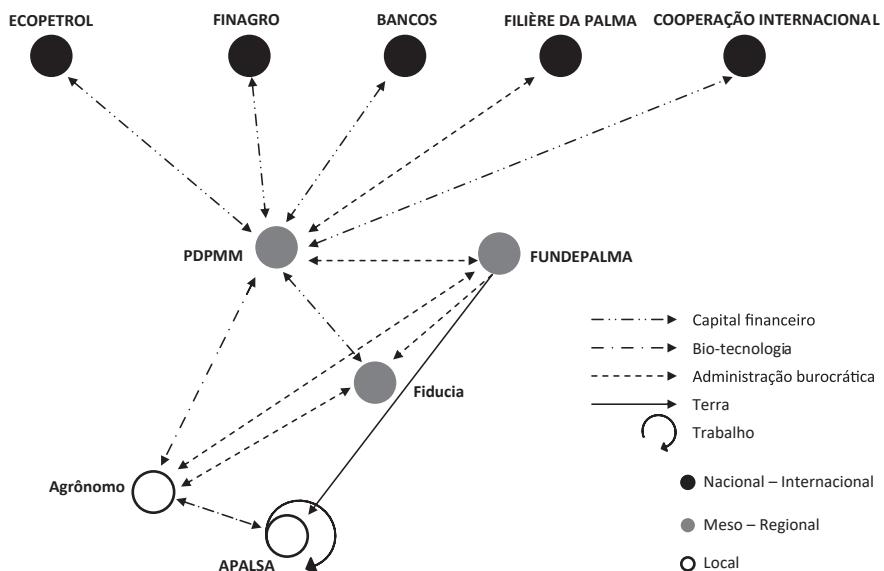
A moderna Teoria de Grafos concluiu que a senda procurada somente pode ser construída se estão dadas duas condições: se o grafo é conectado e se há como máximo dois vértices ímpares. Essa última condição evita a repetição indesejada. Hoje é conhecida como a solução Euleriana, que possui fundamentos axiomáticos. Como podemos ver, no mapa de Euler todos os vértices são ímpares, ,um possui cinco arcos

adjacentes e os restantes três, o que é contrário à condição formal. Em conclusão, o problema original não tinha solução.

Antes de apresentar a definição formal de um grafo e as suas vantagens técnicas, é necessário tomar distância de algumas noções prévias do senso comum. Falamos da linguagem dos grafos, e não dos gráficos. A distinção não é ociosa, pois queremos demonstrar que um gráfico qualquer que expresse aparentemente relações entre objetos ou pessoas não é um grafo em sentido formal.

Figura 27 – Representação intuitiva de atores envolvidos num projeto agroindustrial

Análise Multinível (*exchange and cross scaling*) do projeto APALSA



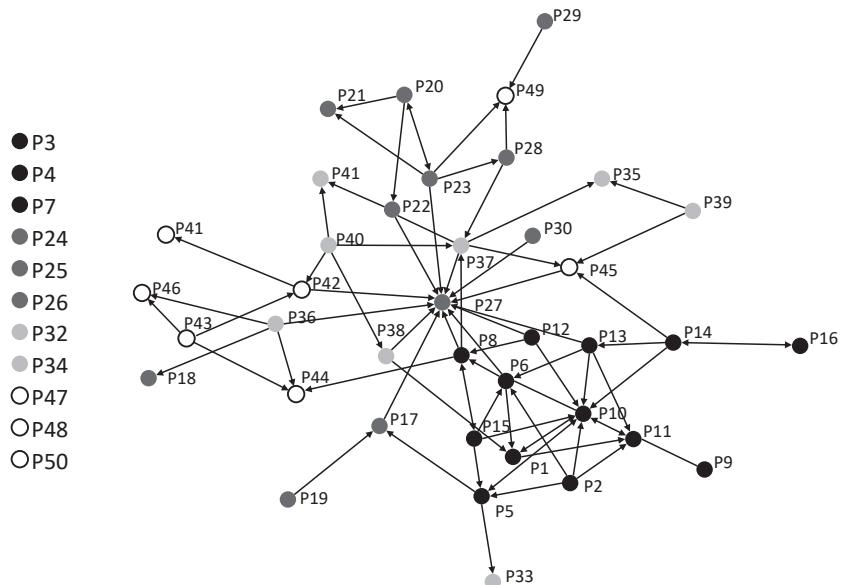
Fonte: Elaboração própria

Observemos a Figura 27, tomada de uma tese de doutorado que visava representar as interações interorganizacionais que deram origem a um projeto agroindustrial. Nela estão representados três tipos de agentes, por tons diferentes. Os círculos pretos representam organizações do nível nacional e internacional, os círculos cinzas representam organizações do

nível regional e, em brancos, estão as organizações de nível local que eram objeto de incubação por parte dos níveis superiores. As linhas de traços diferentes representam os recursos que eram intercambiados nesse sistema social. Esta é uma descrição geral tal e como o observador reconstrói os nexos e trocas. Porém, esse não é um dado técnico, pois não há na raiz da coleta um procedimento técnico que permita captar com precisão e clareza as trocas do sistema. Para tanto, precisamos desenhar instrumentos de pesquisa adequados, como os que foram apresentados no capítulo anterior.

A Figura 28 é um grafo propriamente dito. Em sua origem, houve um procedimento de coleta sociométrico que permitiu registrar de que forma trocavam informação os membros da organização que estava sendo incubada pelos agentes organizacionais representados na anterior Figura 27. Esse grafo foi gerado com o visualizador NetDraw acoplado ao software *Ucinet* 6.1.

Figura 28 – Grafo sobre fluxo de informações num projeto agroindustrial



Fonte: Elaboração própria

A geração de um grafo pressupõe um procedimento matemático formal que consiste numa matriz de adjacência na qual se registram as relações entre os agentes do sistema. Em breve explicaremos em que consiste a matriz sociométrica.

2. Notação

A notação algébrica é uma ferramenta poderosa das matemáticas que permite tratar a quantidade do modo mais geral possível. Isto é, a introdução da formalização numérica, mediante o uso de letras, implicou um ganho de abstração para captar as propriedades formais de certas operações da aritmética básica e do cálculo avançado. Por exemplo, a simplificação da adição mediante a redução a fatores de multiplicação, conhecida como fatoração, não teria sido possível sem a invenção da álgebra. Com este breve preambulo, só queremos atrair a atenção do leitor para o fato de que a teoria de grafos e a sua subsequente análise não é possível sem uma adequada notação formal. Aqui adotamos a notação de Wasserman e Faust (1994), pois se trata da publicação mais completa que aplica a Teoria de Grafos ao mundo das Ciências Sociais.

2.1 Espaço relacional

Um grafo designa um espaço relacional que corresponde a um conjunto N com um número g de atores.

$$N = \{ n_1, n_2, \dots, n_g \}$$

Em Teoria de Gráficos fala-se de uma coleção de **nós**, por isso a notação N .

Podemos considerar como exemplo um conjunto g composto por crianças da quinta série do ensino fundamental: João, Maria, Pedro, Chico, Joana, Luisa.

$$N = \{ \text{João, Maria, Pedro, Chico, Joana, Luisa} \}$$

$$g=6$$

2.2 A relação simples

Além dos atores, o espaço relacional também é conformado por um conjunto de relações de vários tipos:

- dicotômicas (acontece - não acontece)
- orientadas (\rightarrow) ou não orientadas (—)
- fortes ou fracas

Assim, cada n_i pode estar em relação com n_j , isto é $\langle n_i, n_j \rangle$.

Se há uma relação entre n_i e n_j , afirma-se que pertence a uma coleção de pares que se denomina L . Esta constitui o conjunto de linhas ou espaço de adjacência.

Se a relação é direcionada, dado que a ordem importa, a relação é registrada como $n_i \rightarrow n_j$.

Os pares ordenados denotam-se como l entradas em $L = \{l_1, l_2, \dots, l_g\}$.

O número total de pares ordenados em L corresponde a $g(g-1)$ como máximo.

Em resumo: um grafo G está composto de um conjunto de nós N e de um conjunto L de relações, isto é, $G(N, L)$.

Para o $G(N, L)$

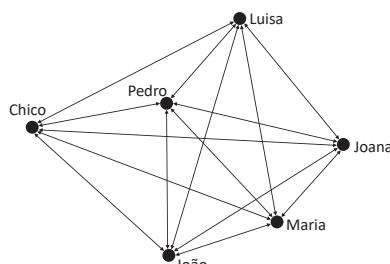
$N = \{\text{João, Maria, Pedro, Chico, Joana, Luisa}\}$

$L = \{l_1, l_2, l_3, l_4, \dots, l_{30}\}$ $6(5)=30$

$L = \langle \text{João, Maria} \rangle, \langle \text{João, Pedro} \rangle, \langle \text{João, Chico} \rangle, \langle \text{João, Joana} \rangle, \langle \text{João, Luisa} \rangle, \dots, l_{30}$

A Figura 28 corresponde ao dígrafo completo de todas as relações das seis crianças da quinta série do ensino fundamental:

Figura 29 – Dígrafo completo de tamanho $g = 6$



Fonte: Elaboração própria

2.3 Dígrafo ou grafo direcionado

Nos grafos, os pontos (ou outras figuras) representam os agentes ou eventos, e os arcos, ou linhas, as relações. Quando os arcos terminam em flechas, damos a entender que a relação é direcionada. Podemos supor que o grafo G anterior representa a propriedade diádica, ou entre dois agentes, “gostar de”. Sendo assim, cada seta direcionada no grafo significa que uma das crianças declara gostar da outra.

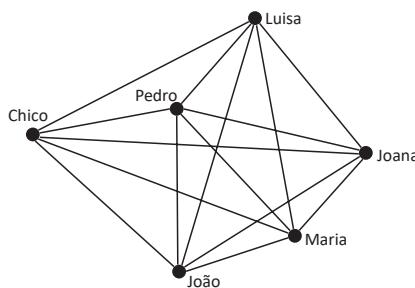
2.4 Grafo não direcionado

Podemos ter situações em que não há relações orientadas, portanto, não podemos estabelecer uma direção no par ordenado $\langle n_i, n_j \rangle$. A relação só pode ser representada como $n_i — n_j$.

Imaginemos a propriedade diádica “morar perto de”. Nesse caso, o número total de pares ordenados em L corresponde a $g(g-1)/2$ como máximo $L = 15$.

A Figura 30 corresponde ao grafo completo de todas as relações não orientadas das crianças que moram perto uma das outras na quinta série do ensino fundamental:

Figura 30 – Grafo completo de tamanho $g = 6$



Fonte: Elaboração própria

2.5 Matriz de adjacência

Já vimos que todo grafo é construído a partir do espaço de relações ou de adjacência L . Isto é, a partir de um conjunto de pares ordenados.

$L = \langle \text{João}, \text{Maria} \rangle, \langle \text{João}, \text{Pedro} \rangle, \langle \text{João}, \text{Chico} \rangle, \langle \text{João}, \text{Joana} \rangle, \langle \text{João}, \text{Luisa} \rangle \dots I_{30}$

A organização básica para desenvolver operações aritméticas com pares ordenados denomina-se matriz de adjacência.

Para o espaço relacional $G(N,L)$

$N = \{\text{João, Maria, Pedro, Chico, Joana, Luisa}\}$

$L = \{I_1, I_2, I_3, I_4 \dots I_{30}\} 6 (5) = 30$

As informações básicas de nós e relações podem ser registradas numa matriz quadrada denominada matriz de adjacência, devido a que cada relação coloca em contato diferentes nós entre si, isto é, os faz adjacentes. Nas linhas e colunas aparecem os nomes dos agentes do sistema social, e nos vértices estão marcadas as relações. De ordinário, nos estudos sobre sistemas sociais, as relações são entendidas como variáveis aleatórias cujo resultado é binário, 1 ou 0.

Tabela 4 – Matriz sociométrica

	João	Maria	Pedro	Chico	Joana	Luisa
João	—	1	1	1	1	1
Maria	1	—	1	1	1	1
Pedro	1	1	—	1	1	1
Chico	1	1	1	—	1	1
Joana	1	1	1	1	—	1
Luisa	1	1	1	1	1	—

Fonte: Elaboração própria

No caso de termos uma matriz de relações orientadas, toda vez que encontramos um vértice cujo valor é 1, isso significa que há uma relação vinculante entre os dois nós respectivos. Quando o valor é 0, isso significa que não há relação vinculante. Na Tabela 4 podemos interpretar que todas as relações possuem orientação nos dois sentidos. Porém, em alguns casos não cabe interpretar a orientação da relação, pois a interação não pressupõe um fluxo direcionado. Por exemplo, uma relação de casamento não é uma interação que possa ser representada como direcionada. Ou estamos casados ou não estamos. Mas o leitor pode estar perguntando: por que a diagonal está vazia? De ordinário, nas matrizes sociométricas não faz muito sentido afirmar que um agente possui relações consigo mesmo. Porém, obviamente há exceções. Observemos a seguinte matriz orientada (Tabela 5):

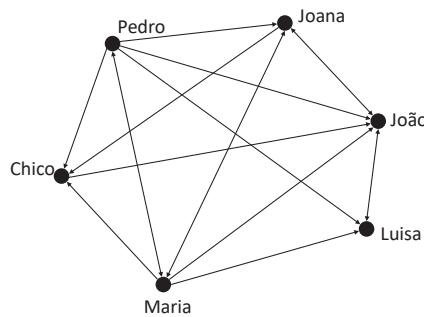
Tabela 5 – Matriz sociométrica orientada

	João	Maria	Pedro	Chico	Joana	Luisa
João	—	0	0	1	1	1
Maria	1	—	1	1	1	1
Pedro	1	1	—	1	1	1
Chico	1	0	1	—	0	1
Joana	1	1	1	1	—	1
Luisa	1	0	1	0	1	—

Fonte: Elaboração própria

Por convenção, a matriz sociométrica é lida sempre partindo das linhas ao encontro das colunas. Observemos o vértice que representa o par ordenado $\langle\text{Maria, João}\rangle$, nele aparece o valor 1. Isso significa que Maria declarou gostar de João. Mas no vértice que representa o par ordenado $\langle\text{João, Maria}\rangle$ aparece um valor de 0. Isto significa que não há reciprocidade por parte de João, ele não declara gostar de Maria. Toda matriz é representável pelo seu correspondente grafo. A Figura 31 corresponde ao grafo que expressa visualmente as relações da matriz anterior.

Figura 31 – Dígrafo que corresponde à matriz da Tabela 5



Fonte: Elaboração própria

O caso da matriz não orientada segue a mesma lógica de notação binária, mas incorpora a propriedade da simetria. Esse assunto será explicado no ponto 5 deste capítulo.

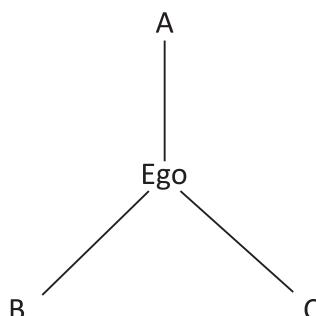
3. Relações diretas e indiretas e seus grafos respectivos

Na vida cotidiana, costumamos identificar as nossas relações sociais com as nossas interações aqui e agora. A conversa durante o almoço com os colegas de trabalho, o encontro casual na parada do ônibus com um desconhecido ao qual perguntamos o horário da rota de ônibus, a mesa redonda na qual perguntamos e respondemos. Porém, o nosso mundo de relações é composto também de relações não imediatas, distendidas no espaço e no tempo. Aquele colega da universidade que não vemos faz muitos anos, o ex-namorado da nossa juventude, aquele colega em

nosso primeiro emprego que foi nosso suporte nos momentos difíceis do trabalho. Mas há um tipo de relações potenciais, não menos importantes. Aqueles amigos dos nossos amigos que ainda não conhecemos, mas aos quais temos uma alta probabilidade de sermos apresentados. Esse fato exige pensar que há pelo menos dois tipos de relações sociais: as diretas, em que incluímos as interações do aqui e agora e as passadas, cujo universo se confunde com a nossa memória; e as indiretas, aquelas relações mediadas pelas pessoas que conhecemos em nossos diversos círculos sociais e que potencialmente podem ser ativadas a qualquer momento. Sobre esse segundo universo não temos consciência nem muito menos memória.

Levando em conta essa distinção, podemos reconhecer uma nova vantagem da visualização feita mediante grafos. Há dois tipos básicos de grafos, segundo o grau de completude das informações. Se um grafo fornece informações só para um agente, falamos de uma rede pessoal (*personal network* ou *ego network*). Essa é possível de ser reconstruída por métodos de amostragem convencional probabilística. Observemos a Figura 32 , que representa uma rede egocentrada. Nela podemos identificar os *alters* de ego, isto é, as suas relações não orientadas imediatas ou diretas.

Figura 32 – Rede egocentrada sem relações entre alters

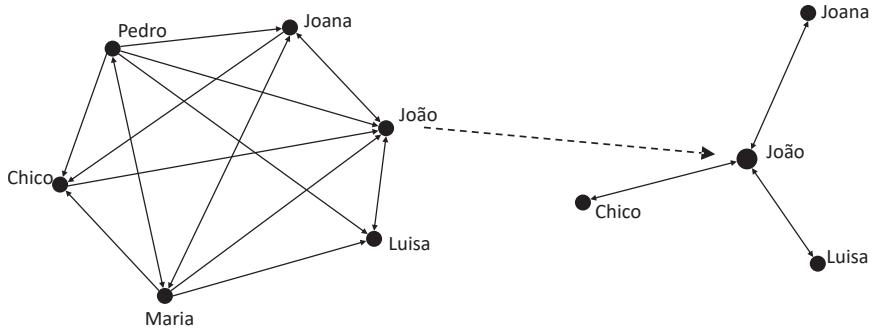


Fonte: Elaboração própria

Dentro de um grafo maior, podemos identificar diversas redes egocentradas. Por exemplo, observemos a rede pessoal de João obtida

a partir do grafo, representado na Figura 33, das seis crianças da quinta série do ensino fundamental:

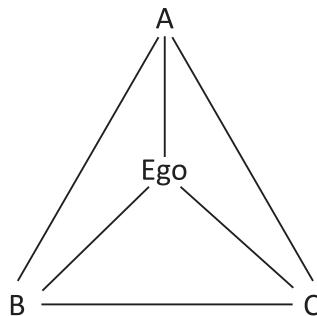
Figura 33 – Grafo egocentrado extraído de um grafo completo



Fonte: Elaboração própria

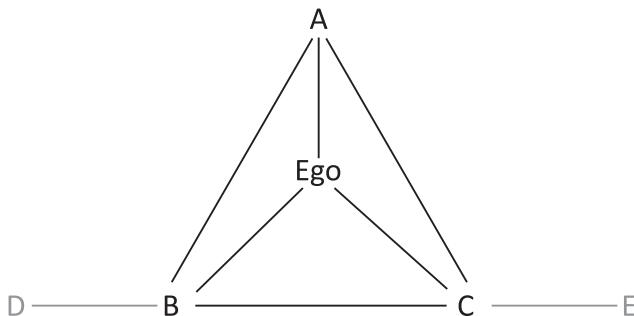
Quando temos informações sobre as relações entre os nós adjacentes de ego, temos uma *ego-network* completa. Observemos como, na Figura 34, aparecem as relações entre A — B, B — C, C — A.

Figura 34 – Rede egocentrada com relações entre alters



Fonte: Elaboração própria

Porém, devemos evitar a confusão entre uma *ego-network* completa e uma rede completa, ou *total-network*, propriamente dita. Há uma sutil diferença que altera o sentido da informação. Observemos a Figura 35: nela aparecem os *alters* dos *alters*, os nós D e E, para os quais temos novas relações B — D e C — E .

Figura 35 – Rede completa

Fonte: Elaboração própria

Agora estamos em condições de entender o que é o grafo de uma rede completa ou *total-network*. Nesta estão representadas as relações diretas e indiretas para cada um dos nós que compõem o espaço relacional. Lembremos o que foi dito antes: no mundo social, tão importantes como as relações imediatas que reconhecemos, ou sobre as quais temos memória, são as relações indiretas ou mediadas, isto é, as que acontecem porque há intermediários que tornam possível certo tipo de encontros ou alianças. Isso é o típico do mundo social, a interdependência das escolhas, as colaborações, os conflitos, e toda sorte de formas de socialização nos termos de Georg Simmel.

4. Matrizes: operações básicas

As inúmeras contas que sustentam a análise de grafos com ferramentas computacionais são possíveis porque a informação aritmética e algébrica está formatada como uma matriz de informações. Ainda que este não seja um livro para o ensino das matemáticas, devemos lembrar o leitor que uma matriz está sujeita às operações básicas da aritmética.

Para começar, podemos definir intuitivamente uma matriz como uma tabela que organiza cifras em linhas e colunas. Uma matriz de g número de linhas e h número de colunas possui o tamanho $g \times h$. Se o número de linhas e colunas for igual, temos uma matriz quadrada. Se for

diferente temos uma matriz retangular. Por notação, a matriz é designada com letra maiúscula, e os vértices, ou termos, isto é, o ponto onde se encontram as linhas e colunas, com letras minúsculas.

Figura 36 – Matriz quadrada e retangular

Quadrada	Retangular
$M = \begin{bmatrix} a & d & g \\ b & e & h \\ c & f & i \end{bmatrix}$ $g = h$	$M' = \begin{bmatrix} a & d & g \\ b & e & h \end{bmatrix}$ $g \neq h$
Tamanho 3x3	Tamanho 2x3

Fonte: Elaboração própria

4.1 Adicionar e subtrair matrizes

Disse-se que uma matriz M possui um conjunto de termos gerais ou vértices m_{ij}

Isso significa que na interseção da linha i e da coluna j encontramos o número m

Para adicionar duas matrizes é suficiente fazer a soma termo a termo para cada um de seus elementos. O princípio é idêntico para subtração. Essas operações só são possíveis se as matrizes possuem o mesmo número de linhas e de colunas.

Descrevamos a soma de duas matrizes – A, cujo termo geral é a_{ij} , e B, cujo termo geral é b_{ij} , contendo cada uma g linhas e h colunas – como uma matriz C que contém igual número de g linhas e h colunas e cujo termo geral é c_{ij} , calculado assim:

$$c_{ij} = a_{ij} + b_{ij}$$

Figura 37 – Soma de matrizes

$$\begin{array}{c}
 \text{A = } \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 3 & 4 \\ -1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{B = } \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ -1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \quad \text{A+B = C} \begin{bmatrix} 3 & 1 & -1 \\ 1 & 5 & 5 \\ -1 & 2 & 2 \end{bmatrix}
 \end{array}$$

Fonte: Elaboração própria

4.2 Vetores e escalares

Chama-se vetor-linha uma matriz que possui h colunas e uma única linha.

Chama-se vetor-coluna uma matriz que possui g linhas e uma única coluna. Quando não se faz precisão, assumimos que um vetor sempre indica um vetor-coluna.

Figura 38 – Vetor linha e vetor coluna

$$M = \begin{bmatrix} a & d & g \\ b & e & h \\ c & f & i \end{bmatrix} \quad \vec{v} = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix}$$

Fonte: Elaboração própria

Reserva-se a expressão termo para indicar os elementos de uma matriz, e componente, os elementos de um vetor; v_i designa a iésima linha de um vetor coluna e v_j designa a jésima coluna de um vetor linha.

Um escalar é uma matriz que possui uma única linha e uma única coluna. Por exemplo, o número inteiro 5 é um escalar.

4.3 Produto escalar

Quando temos a operação de um vetor-linha vezes um vetor-coluna, o resultado é um escalar, dado que possui o número de linhas do

primeiro vetor e o número de colunas do segundo vetor. Observemos o exemplo para obtermos o escalar 29:

$$(5 \ 3 \ 2) \times \begin{bmatrix} 3 \\ 2 \\ 4 \end{bmatrix} = (5 \times 3) + (3 \times 2) + (2 \times 4) = 29$$

4.4 Produto matriz

Quando temos a operação de um vetor-coluna vezes um vetor-linha, o resultado é uma matriz com o número de linhas do primeiro vetor e o número de colunas do segundo vetor. Observemos o seguinte exemplo:

$$\begin{bmatrix} 3 \\ 6 \end{bmatrix} \times (4 \ 5) = \begin{bmatrix} 12 & 15 \\ 24 & 30 \end{bmatrix}$$

4.5 Produto de duas matrizes

$$\begin{array}{c}
 B = \begin{bmatrix} 2 & 3 \\ 4 & 0 \\ 1 & 6 \end{bmatrix} \\
 A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 4 \\ 2 & 3 & 5 \end{bmatrix} \\
 A \times B = C = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 & 24 \\ 21 & 36 \end{bmatrix}
 \end{array}$$

Diagrama ilustrativo do produto de matrizes A e B. As matrizes A e B são mostradas com seus elementos circulados. As setas indicam a multiplicação de cada elemento da linha 1 de A por cada elemento da coluna 1 de B, resultando no elemento C₁₁ (8). As matrizes A e B são classificadas como 2x3 e 3x2 respectivamente, e o resultado C é uma matriz 2x2.

O produto de duas matrizes A e B, tomado nessa ordem, implica necessariamente que o número de colunas da primeira seja igual ao número de linhas da segunda. O resultado será uma matriz C, que possui o mesmo número de linhas da primeira matriz e o mesmo número de colunas da segunda.

4.6 Divisão de duas matrizes

A divisão de duas matrizes não é um processo direto termo a termo. Para saber da divisibilidade de uma matriz, é necessário

submetê-la ao teste da inversão. Em primeiro lugar, devemos lembrar que dividir é o mesmo que multiplicar pelo inverso. Por exemplo, dividir 10 inteiros por 5 inteiros é o mesmo que multiplicar 10 pelo inverso do divisor, neste caso $1/5$. Assim: $10 * 1/5 = 2$. Em segundo lugar, sabemos que ao multiplicar um número pelo seu inverso, obtemos a unidade. Por exemplo: $5 * (1/5) = 1$.

Levando em conta o anterior, se queremos dividir uma matriz, primeiro precisamos saber se seu divisor possui inversa, o que nem sempre se cumpre. Por exemplo, se é proposta a seguinte divisão de duas matrizes $A/B = X$, já sabemos pelo dito acima que o quociente corresponde à seguinte multiplicação $X = A * B^{-1}$, na qual o multiplicador é o inverso do divisor. Além disso, e também como consequência da segunda condição lembrada acima, a existência da inversa passa pelo cumprimento da seguinte igualdade $A * X = I_n$, onde I_n é a matriz identidade cuja propriedade é ter valores 1 nas diagonais, e a incógnita X é a inversa do multiplicando. Como vemos, a divisão de matrizes assume condições mais complexas que as três primeiras operações básicas.

5. Outras operações com matrizes

Para além das operações aritméticas descritas anteriormente, as matrizes permitem outro tipo de operação de ampla utilidade na análise de redes sociais. Vamos expor as mais importantes.

5.1 Matriz simétrica

Uma propriedade importante de uma matriz quadrada é a simetria, definida como a propriedade do termo $x_{ij} = x_{ji}$.

Isso acontece quando os vértices recíprocos possuem o mesmo termo.

Uma matriz sociométrica, representando uma relação não direcionada, é simétrica, dado que o par $\langle n_i, n_j \rangle = \langle n_j, n_i \rangle$, portanto o termo $x_{ij} = x_{ji}$.

Observemos a seguinte matriz, na qual todos os valores acima e abaixo da diagonal são iguais. Por exemplo, Maria escolhe o João como seu parceiro de jogos na hora do recreio, ao tempo que João também declara escolher a Maria como a sua parceira.

Tabela 6 – Matriz simétrica

	João	Maria	Pedro	Chico	Joana	Luisa
João	—	1	1	1	1	1
Maria	1	—	1	1	1	1
Pedro	1	1	—	1	1	1
Chico	1	1	1	—	1	1
Joana	1	1	1	1	—	1
Luisa	1	1	1	1	1	—

Fonte: Elaboração própria

5.2 Permutação

Já sabemos que numa matriz sociométrica o dado fundamental é a adjacência, ou seja as relações entre agentes marcadas nos vértices, ou no encontro das linhas e colunas. A ordem das linhas e das colunas pouco importa. De ordinário, esta não obedece a um critério substantivo ou inerente às próprias relações. Sendo assim, podemos *alterar* a ordem das linhas e colunas desde que seja cumprida a condição de não *alterar* a informação dos vértices ou termos, para dessa forma garantir a adjacência original.

Esta mudança de linhas e colunas é chamada de permutação. Mas qual a vantagem de fazê-la? Em essência é uma forma de tornar certas informações mais compreensíveis para o observador. Vejamos o seguinte exemplo:

Temos uma matriz de adjacência, e seu grafo respectivo, que reúne a informação relacional “pedir conselho a” entre gerentes de vários setores de uma grande empresa.

Tabela 7 – Matriz não permutada

	n1	n2	n3	n4	n5
n1	-	0	1	0	1
n2	0	-	0	1	0
n3	1	0	-	0	1
n4	0	1	0	-	0
n5	1	0	1	0	-

Fonte: Elaboração própria

A matriz original pode ser rearranjada de tal forma que os termos recíprocos fiquem próximos. Na Tabela, os termos da matriz ficam dispostos conforme a proximidade dos pares ordenados. Observe-se que há duas regiões com valores 1 no canto superior esquerdo da matriz e no inferior direito. Cada uma corresponde a um subgrupo ou *cluster* de relações, tal e como o grafo respectivo indica. A matriz envolve informação sobre uma relação diádica $\langle n_2, n_4 \rangle$ e uma relação triádica $\langle n_1, n_3, n_5 \rangle$.

Tabela 8 – Matriz permutada

	n_5	n_1	n_3	n_2	n_4
n_5	-	1	1	0	0
n_1	1	-	1	0	0
n_3	1	1	-	0	0
n_2	0	0	0	-	1
n_4	0	0	0	1	-

Fonte: Elaboração própria

Para um espaço relacional composto por g objetos, as possibilidades de permutação se calculam pelo fatorial, assim:

$$g! = g \times (g-1) \times (g-2) \times (g-3) \dots \times 1$$

Para o caso anterior $N = \{1, 2, 3, 4, 5\}$

O número de permutações possíveis é $5!$

$5 \times 4 \times 3 \times 2 \times 1 = 120$ permutações possíveis

Em síntese, a permutação é útil na análise da coesão de subgrupos dentro de um grafo.

5.3 Transposição

Uma matriz sociométrica pode ser submetida a uma torção, de tal forma que as linhas se tornem colunas e as colunas, linhas. Essa operação é conhecida como transposição. Para uma matriz X denotamos a sua transposta como X' com termos $\{x'_{ij}\}$.

No caso de um grafo orientado, a transposição de uma matriz sociométrica representa a conversão do grafo. Isto é, inverte o sentido das

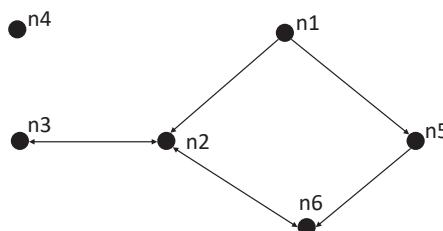
relações. Vejamos o seguinte exemplo da Tabela 9, e seu grafo respectivo, contendo a informação relacional “conhece a no começo do ano letivo”.

Tabela 9 – Matriz não transposta

	n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6
n_1	-	1	0	0	1	0
n_2	0	-	1	0	0	1
n_3	0	1	-	0	0	0
n_4	0	0	0	-	0	0
n_5	0	0	0	0	-	1
n_6	0	1	0	0	0	-

Fonte: Elaboração própria

Figura 39 – Digráfo da matriz não transposta



Fonte: Elaboração própria

A transposta da matriz será X' , onde $x'_{ij} = x_{ji}$.

Isso significa que, na matriz transposta, a direção dos arcos vai em sentido inverso. Para a notação anterior, o termo x_{ji} indica que o nodo j

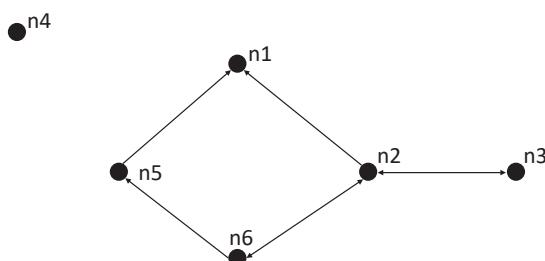
envia um arco para i , enquanto que na transposta o termo x'_{ij} indica que j recebe um arco de i .

Tabela 10 – Matriz transpost

	n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6
n_1	-	0	0	0	0	0
n_2	1	-	1	0	0	1
n_3	0	1	-	0	0	0
n_4	0	0	0	-	0	0
n_5	1	0	0	0	-	0
n_6	0	1	0	0	1	-

Fonte: Elaboração própria

Figura – 40 Dígrafo da matriz transposta



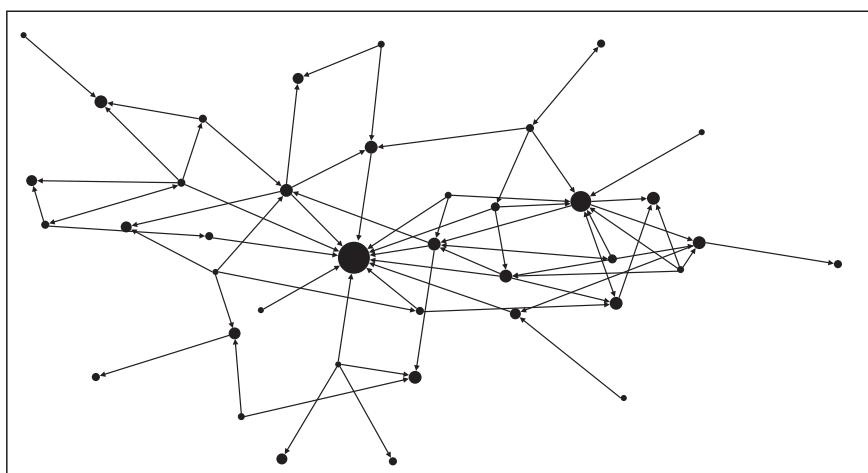
Fonte: Elaboração própria

6. Grafos multiplexo, one-mode e two-mode

Até agora, tudo o que foi apresentado parte de dois pressupostos básicos: por um lado, que há relações entre agentes da mesma natureza ou categoria, e por outro, que foi identificada uma única relação dentro do mesmo universo.

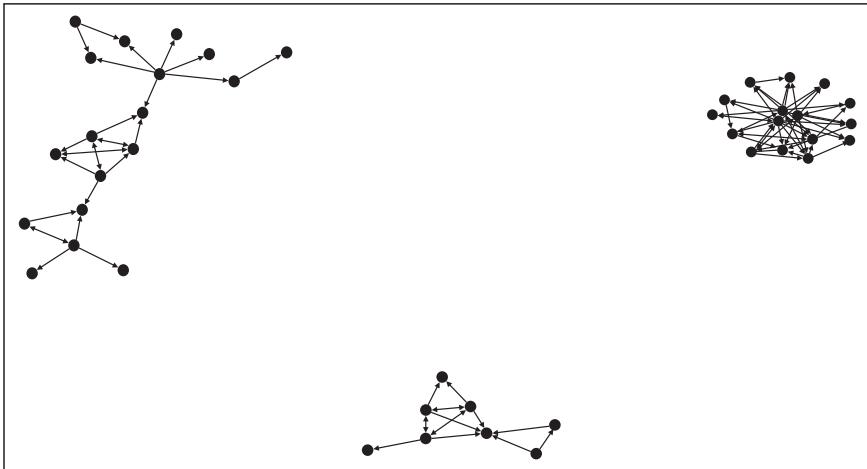
A multiplexidade designa a condição plural das relações sociais dentro de um determinado círculo social. Aliás, a condição mais interessante do mundo social é a multiplexidade, em virtude de que as trocas e as interações nunca estão restritas ao mesmo círculo social. Para um mesmo universo social, o observador pode reconstruir diversos processos de interação que acontecem entre os mesmos agentes observados. Os grafos seguintes representam três relações distintas coletadas dentro da mesma organização de produtores agrícolas. Cada uma corresponde a um processo relevante, porém distinto, dentro da mesma empresa associativa.

Figura 41 – Trocas de informação



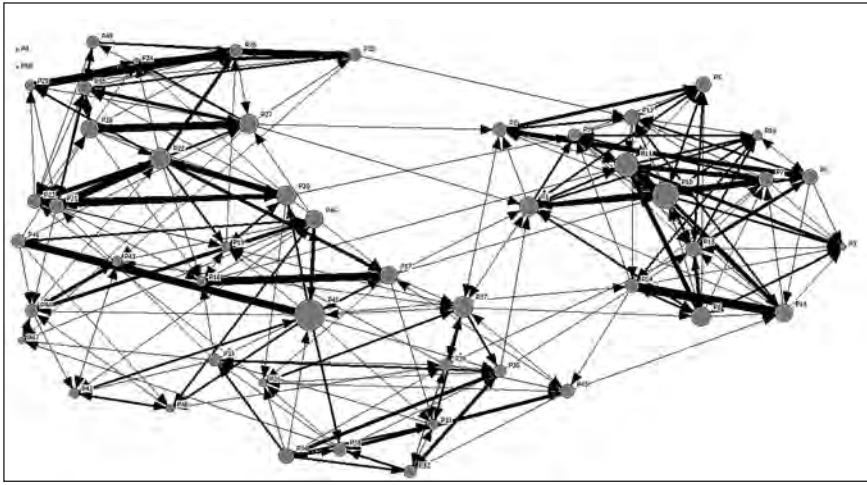
Fonte: Higgins (2011).

Figura 42– Trocas colaborativas



Fonte: Higgins (2011).

Figura 43 – Relações de controle social lateral



Fonte: Higgins (2011).

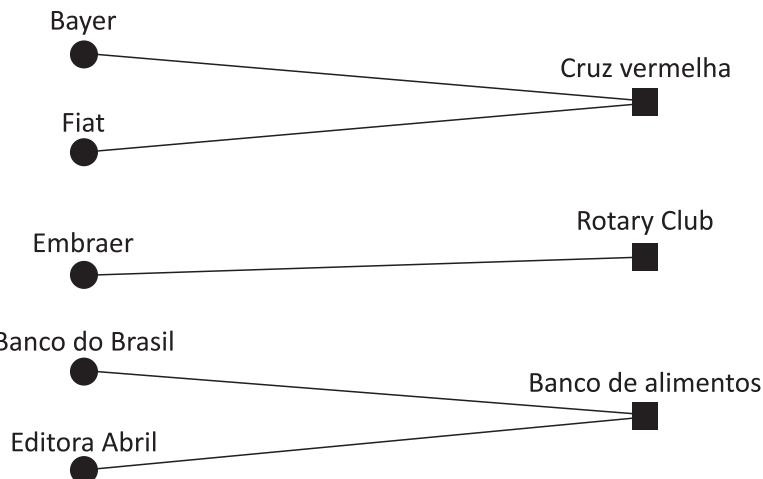
Os três grafos anteriores representam relações diferentes entre os mesmos agentes. Nesse sentido, o leitor avisado já pode ter intuído uma pergunta pertinente: não será que há relações entre as relações? Ou, dito de outra forma, será que um tipo de relação condiciona os outros? De

que forma? Esse tipo de desafio exige modelos matemático-formais que ajudem a estimar as probabilidades de que isso seja assim em realidade e não uma simples imaginação do observador.

Para além da multiplexidade, temos outras formas de categorizar um grafo, levando em conta tanto a natureza do conjunto de atores como as propriedades intrínsecas dos laços entre eles. O *mode* de uma rede é o número de conjuntos ou “entidades” nas quais as variáveis estruturais de um grafo podem ser mensuradas. As redes comumente estudadas são *one-mode*, isto é, nelas há um único conjunto de entidades. Mas também podemos estudar redes *two-mode* que incluem dois tipos de entidades. Vamos explicar a diferença com um exemplo elementar. Na Figura 44, o grafo representa as relações de doação entre empresas do setor privado e organizações da sociedade civil (O grafo da figura 43 é um exemplo fictício, elaborado pelos autores para fins didáticos).

Nesse caso, dois tipos diferentes de agentes estão vinculados pela transferência dadivosa de um recurso. Como cientistas sociais, sabemos que isso não está isento de consequências, basta pensar no famoso *Ensaio sobre a dádiva*, de Marcel Mauss. Dar e receber presentes está na base do senso da obrigação moral, ou retribuição, nos sistemas sociais.

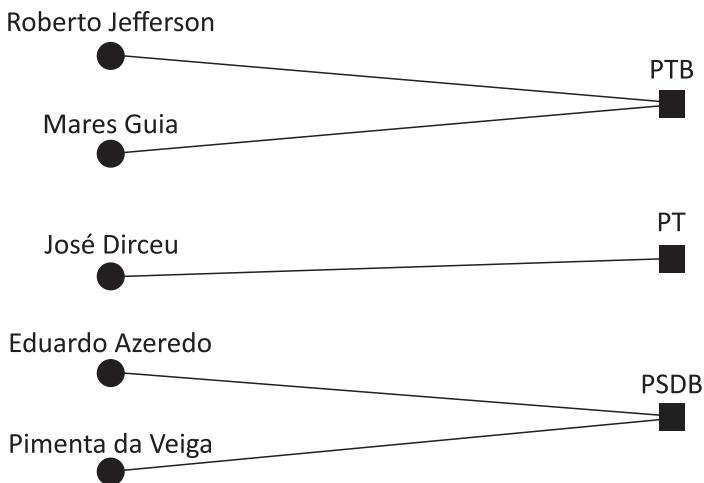
Figura 44 – Grafo two mode



Fonte: Elaboração própria

Observemos agora o caso da Figura 45. Desta vez, o grafo designa um tipo de relação que é a filiação social, de forma específica, o vínculo com um partido político. Aqui devemos lembrar que as primeiras pesquisas sociométricas foram feitas no campo dos sistemas de parentesco, como uma forma de filiação estruturante da vida social. Estar vinculado a um partido político ou ser parente de alguém são dois tipos diferentes de filiação social. O primeiro é, se vivermos numa sociedade democrática, uma escolha do agente; no segundo caso, as regras do parentesco impõem a pertença a uma linha familiar ou a uma casta, sendo algo imposto pela coletividade ao agente.

Figura 45 – Grafo two mode



Fonte: Elaboração própria

De forma sucinta, podemos listar as características básicas das redes *one mode* e *two mode*.

6.1 One-mode network

Tipos de atores

- Pessoas
- Subgrupos

- Organizações
- Coletivos/Agregados: comunidades, Estados-nação, municípios etc.

Tipos de relações

- Avaliações individuais: amizade, respeito, autoridade etc.
- Transações ou transferência de recursos materiais: comprar, vender, tomar emprestado de, emprestar a etc.
- Transferência de recursos não materiais: enviar ou receber informação
- Interações: ajudar a, controlar a etc.
- Movimento: físico (migrar para), social (mudar de *status*)
- Parentesco: estar casado com, descender de etc.

6.2 Two-mode network

Tipos de atores

- Pessoas
- Organizações
- Coletivos/Agregados: comunidades, Estados-nação, municípios etc.

Tipos de relações

- Formas de filiação voluntária a diversos tipos de organizações
- Transações ou transferência de recursos materiais: comprar, vender, tomar emprestado de, emprestar a etc.
- Transferência de recursos não materiais: enviar ou receber informação
- Interações: ajudar a, controlar a etc.
- Movimento: físico (migrar para), social (mudar de *status*)

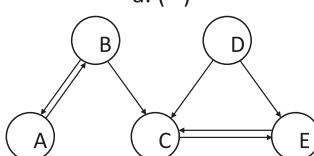
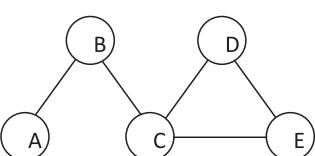
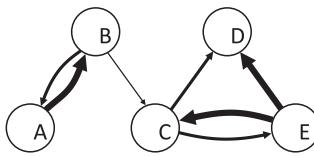
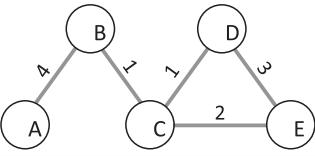
7. Exercícios

- 1) Com base nas informações da Figura 24 sobre os 20 clubes de futebol que disputaram a 1^a divisão do Campeonato Brasileiro em 2017,

pede-se que você identifique os seguintes conjuntos e elabore para cada um as notações correspondentes:

- Conjunto dos oito primeiros colocados.
- Conjunto dos quatro times rebaixados para a segunda divisão (a cada ano são rebaixados os 4 últimos colocados).
- Conjunto de clubes com menos de 10 empates.
- Conjunto de clubes que sofreram menos de 40 gols.

2) Qual das opções a seguir representa o tipo de rede que obteremos a partir das informações sobre transferências de jogadores?

	Redes orientadas	Redes não orientadas
Redes binárias	a. () 	b. () 
Redes valoradas	c. () 	d. () 

3) Tendo em vista que a 1ª divisão do campeonato brasileiro envolve a participação de 20 clubes de futebol, qual é o número máximo de laços possíveis em um dígrafo que represente os clubes e as transferências de jogadores entre eles?

4) O Quadro 1 mostra as transferências de jogadores apenas entre os 8 primeiros colocados da 1ª divisão do campeonato brasileiro em 2017.

- Pede-se que você construa a matriz sociométrica e o dígrafo referentes aos dados apresentados no Quadro 1.
- Indique as relações diretas e indiretas entre o clube Palmeiras e os outros 7 clubes.

Quadro 1 – Transferências de jogadores entre os 8 primeiros colocados do campeonato brasileiro em 2017

Origem	Destino das transferências (apenas para os 8 primeiros colocados no campeonato em 2017)
1º Corinthians	Enviou 2 Jogadores para o Grêmio.
2º Palmeiras	Enviou 2 Jogadores para o Grêmio. Enviou 4 jogadores para a Chapecoense.
3º Santos	Não enviou jogadores para nenhum clube.
4º Grêmio	Não enviou jogadores para nenhum clube.
5º Cruzeiro	Enviou 4 jogadores para a Chapecoense.
6º Flamengo	Não enviou jogadores para nenhum clube.
7º Vasco	Enviou 2 Jogadores para o Palmeiras.
8º Chapecoense	Não enviou jogadores para nenhum clube.

Fonte: Elaboração própria.

5) A matriz a seguir mostra as transferências entre os 20 clubes da primeira divisão sem considerar as trocas realizadas com clubes de outras divisões ou de outros países. Analise a matriz e responda:

- Trata-se de uma matriz simétrica ou assimétrica?
- Em 2017, qual foi o clube brasileiro que mais estabeleceu relações de transferência de jogadores com outros clubes da 1ª divisão para enviar jogadores? Desenhe a rede egocentrada e a rede *ego* completa desse clube.
- Em 2017, qual foi o clube brasileiro que mais estabeleceu relações de transferência de jogadores com outros clubes da 1ª divisão para receber jogadores? Desenhe a rede egocentrada e a rede *ego* completa desse clube.
- Compare as redes que você desenhou nas duas questões anteriores. Em qual das redes o N é maior? Em qual das redes há mais laços?
- Em 2017, quantos jogadores foram cedidos pelo clube que mais vendeu/emprestou jogadores para outros clubes da 1ª divisão?
- Em 2017, quantos jogadores foram cedidos pelo clube que mais comprou/tomou emprestado jogadores de outros clubes da 1ª divisão?

	Cruzeiro	Flamengo	Vasco	Palmeiras	São Paulo	Sport	Atlético-PR	Grêmio	Fluminense	Bahia	Vitória	Atlético-GO	Atlético-MG	Coritiba	Botafogo	Chapecoense	Ponte Preta	Santos	Corinthians	Avaí
Cruzeiro	0	0	0	0	2	0	2	0	0	0	4	0	0	0	2	4	0	0	0	2
Flamengo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	2	0	0	2	0	0	0
Vasco	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Palmeiras	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2	2	0	0	2	0	4	0	0	0	0
São Paulo	0	0	0	2	0	0	0	2	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sport	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0
Atlético-PR	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0
Grêmio	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	2	0	2	0	0	2	0	0	0
Fluminense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	2	0	0	0	0
Bahia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vitória	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Atlético-GO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0
Atlético-MG	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Coritiba	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0
Botafogo	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Chapecoense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ponte Preta	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Santos	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Corinthians	0	0	0	0	0	0	2	2	0	4	0	2	0	0	0	0	0	0	0	2
Avaí	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Fonte: Elaboração própria.

6) Aponte outros recursos que os 20 clubes da primeira divisão podem trocar entre eles e com outras organizações.

7) Aponte ao menos um exemplo de rede *two-mode* que envolva os clubes de futebol.

CAPÍTULO 5 – DESCRIÇÃO DE UMA ESTRUTURA RETICULAR

1. Descrição das estruturas relacionais

Entramos agora na análise estrutural propriamente dita. Para orientar o leitor nas diversas dimensões descritivas da análise de redes sociais, remetemos-lhe novamente para a Tabela 1 –, que serve como plano do voo para os seguintes capítulos. Nas linhas, temos três critérios básicos que descrevem a estrutura de superfície de um grafo observado. A coesão define o nível de entrosamento de um grafo a partir de uma perspectiva global. A centralidade discrimina a importância dos nós do grafo levando em conta o número de relações observadas. Isto é, constitui um *ranking de status*, seja do ponto de vista da popularidade, relações de entrada, seja da iniciativa, ou relações de saída. Para cada critério, há um conjunto básico de conceitos que especificam nuances de cada dimensão; estes aparecem nos vértices adjacentes de cada linha da tabela. Temos um terceiro critério de análise denominado posição estrutural. Dito em forma preliminar e sucinta, consiste em entender qual é a posição relativa de um nó levando em conta uma estrutura latente. Esta última não é identificável ao olho nu quando analisamos um grafo. A introdução desse tipo de análise, por parte de Harrison White *et al.* (1976) e seus alunos nos anos setenta, equiparou-se à introdução de um telescópio Hubble na Sociologia contemporânea, pois, pela primeira vez, os sociólogos estavam dotados da capacidade de analisar de forma técnica uma função social que surge do processo das relações e não da cabeça do observador. Em outras palavras, não é o sociólogo quem determina a função estrutural do agente na vida social. Sobre esse ponto, trabalharemos em detalhe mais adiante.

2. Elementos de conectividade em grafos não orientados

Um grafo admite inúmeras análises. Mas, se começamos pelas mais elementares, devemos distinguir o foco nas relações do foco posto nos nós. Assim, teremos propriedades de conexão intrínsecas às relações e outras intrínsecas aos nós. Isso não significa que separamos nós e relações, simplesmente que a análise admite duas ênfases diferentes.

2.1 A díada

A forma mais simples de conexão num grafo é a adjacência. No caso de um par não ordenado, a opção é simples, há ou não há relação. Assim, a junção de dois nós constitui uma díada.

Figura 46 – Formas estruturais da díada



Fonte: Elaboração própria

Levando em conta a notação, já sabemos que o espaço relacional G está constituído por um conjunto N de nós, e outro, L , de relações.

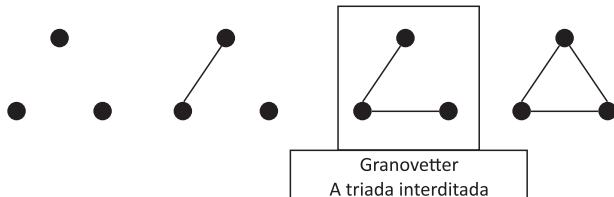
$$N = \{n_1, n_2\} \quad L = \{l_1\}$$

$$N = \{n_1, n_2\} \quad L = \{0\}$$

2.2 A tríada

A adjacência completa entre três nós constitui a segunda forma de conectividade num grafo. Já vimos como Georg Simmel falava que a sociedade começa na relação a três. Observemos os grafos seguintes:

Figura 47 – Formas estruturais da tríada



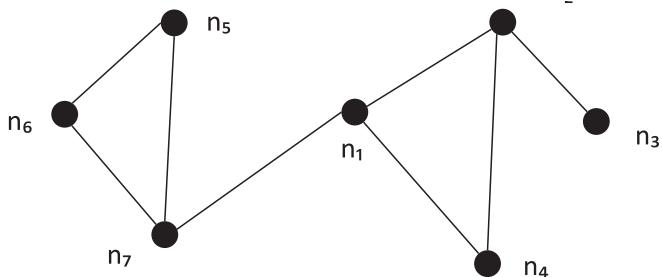
Fonte: Elaboração própria

No caso de grafos não orientados, temos quatro possibilidades diferentes de adjacência. A tríada vazia, a diáde, uma estrela de duas pontas; e a tríade fechada. Se o grafo for direcionado, o número de posições estruturais, ou isomorfismos, cresce até dezesseis. A estrela de duas pontas foi destacada porque corresponde ao axioma de Mark Granovetter no sentido de que, quando as pessoas estão vinculadas por laços fortes, mistura de apoio afetivo, reciprocidade e alta frequência nas relações, então as relações triádicas são necessariamente fechadas.

2.3 O *cutpoint* ou *broker*

Se olharmos um grafo focando na posição relativa dos nós, veremos uma série de propriedades que falam do poder de conectividade de certos atores dentro de uma rede. No grafo seguinte, Figura 48, é notório que há um nodo com alto poder de conectividade; se o n_1 for suprimido, o grafo fica dividido em dois componentes desconexos. Esse poder de conectividade é conhecido como *brokerage* ou capacidade de ligar-desligar os fluxos que circulam por uma rede ou de dividir uma estrutura fragilmente conexa. Essa propriedade fundamenta uma das principais perspectivas sobre o capital social do ponto de vista das vantagens que os agentes obtêm de seu contexto relacional.

Figura 48 – Propriedade de *cutpoint* ou *broker*



Fonte: Wasserman; Faust, 1994

Após a subtração do *cutpoint* ou *broker*, o grafo fica separado em dois componentes desconexos.

$$N_s = N - n_1$$

Figura 49 – Grafo separado em dois componentes

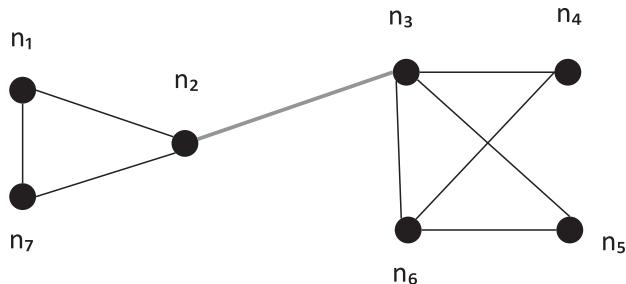


Fonte: Wasserman; Faust, 1994

2.4 Laço ponte

Se olharmos novamente com foco nas relações, veremos que há laços ou arcos dentro de um grafo com a propriedade de fazer de ponte entre componentes com baixa conectividade. Análogo à propriedade anterior do *broker*, temos agora a propriedade de um arco que constitui uma ponte. Se observarmos a Figura 50, veremos que a supressão da linha ($n_2 — n_3$) separa o grafo em dois componentes:

Figura 50 – Arco ponte



Fonte: Wasserman; Faust, 1994

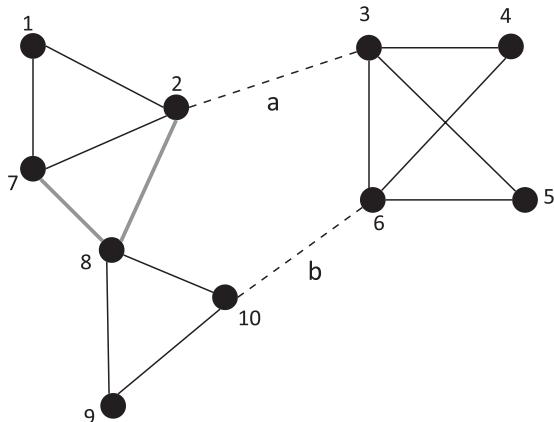
Figura 51 – Grafo separado em dois componentes



Fonte: Wasserman; Faust, 1994

Chegados a este ponto, devemos introduzir uma sutil distinção feita por Granovetter (1973). Quando falamos de uma ponte, podemos perguntar qual é o tamanho desta dentro de um grafo. Aqui devemos antecipar o conceito de distância. A distância topológica, como vimos anteriormente, não faz referência a uma escala espacial convencional, seja em quilômetros, metros ou centímetros. Distância significa o número de arcos que separam o nó de outro. Isto é, falamos num maior nível de abstração. Resulta óbvio que todo arco é uma distância de tamanho $d=1$, pois estamos contando um único laço. A sutileza consiste em entender o tamanho de uma ponte a partir do caminho relativo, ou alternativo, mais curto. Observemos a Figura 52: qual é a distância alternativa mais curta para ir de n_2 até n_3 ? Só temos a ponte b, cuja distância é de tamanho 4, pois implica percorrer quatro arcos na seguinte sucessão, $n_2, n_8, n_{10}, n_6, n_3$.

Figura 52 – Distância relativa de uma ponte



Fonte: Elaboração própria

2.5 Laços fortes e fracos

A colocação anterior deve ser entendida no contexto completo da que é talvez a hipótese mais popular da sociometria contemporânea: a força dos laços fracos. Discutindo o problema de como os sociômetras tinham tratado a transitividade no mundo das relações humanas,

Granovetter (1973) afirma que, até esse momento, começo dos anos setenta, o foco estava posto mais no que tínhamos em comum e não nas características das relações em si próprias. Por exemplo, é fácil entender que se João é amigo íntimo da Joana e do Pedro, em algum momento a Joana e o Pedro estarão em contato entre eles. Mas Granovetter (1973) estava pensando em algo mais sutil, pois a intensidade das relações é um fator-chave para que as relações a três constituam tríades fechadas. É dessa forma que introduz o conceito da força de um laço em termos da frequência dos encontros, a intensidade afetiva e o apoio mútuo. Com esses elementos, postula seu axioma fundamental de que não é possível que exista uma tríade aberta, ou estrela de duas pontas (ver a Figura 47) se as relações são fortes. Isto é, relações fortes tendem a construir tríades fechadas. A esse axioma, Granovetter (1973) acrescenta outro: relações fechadas degeneram a informação que circula numa rede, pois a tornam repetitiva.

Lembremos que a tese de doutorado de Granovetter (1974), orientado por Harrison White, versava sobre a inclusão no mercado de trabalho, especificamente no mercado da gerência empresarial em contextos urbanos. A sua grande descoberta contraintuitiva foi de que os laços fracos são as pontes por onde circula informação útil no mundo social. Foi através de velhos conhecidos que os gerentes incluídos em sua amostra tinham ficado sabendo das oportunidades de trabalho. Ao final de seu célebre artigo, Granovetter (1973) postula uma inferência para o conjunto do problema da coesão social: até onde a ação coletiva e a coesão macro-social dependem de uma estrutura de interações rica em laços fracos. A pesquisa sociológica nessa matéria apenas começa.

2.6 Rotas indiretas em grafos

Os grafos também podem ser comparados a uma rede de caminhos com propriedades formais importantes em termos de começo, meio e fim. Lembremos que os problemas básicos que deram origem à topologia geométrica estavam relacionados com a solução de problemas

de circulação. Se observamos a Tabela 11, podemos identificar diversas rotas, para as quais a sociometria utiliza termos em inglês que permitem a sua diferenciação.

Tabela 11 – Diversos tipos de rotas indiretas num grafo não orientado

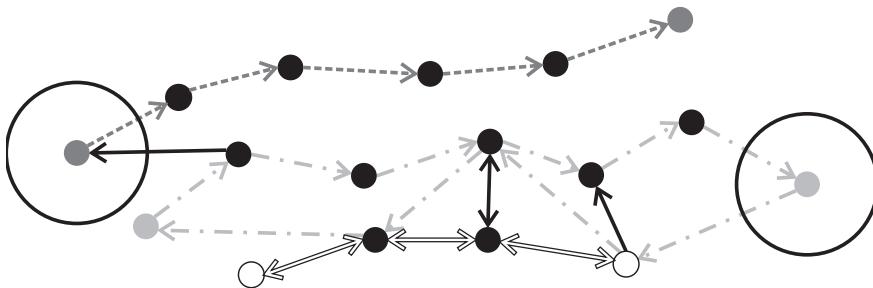
	<p>Walk Constitui o tipo genérico. Consiste na sequência de nós e de arcos incidentes entre si, isto é, não há interrupções, nem restrições para repetições. $W \ 1-2-3-1-2-7$</p> <p>Trial Sequência de nós e arcos que comunica dois nós. Não há repetição de arcos. $W_t \ 1-2-3-1-7-8$</p> <p>Paths Sequência de nós e linhas que comunicam dois nós. Não se repete nem nó nem linha. $W_p \ 1-2-3-4-5-6-7-8$</p> <p>Walk fechado Sequência de nós e arcos incidentes entre si, sem interrupção, que comece e termine no mesmo nó. Não há restrições para repetições. $W_f \ 1-2-3-1-2-7-1$</p> <p>Cycle Walk fechando com um mínimo de três nós, em que todos os nós e todos os arcos são diferentes, exceto no começo no final. $W_c \ 1-2-3-4-5-6-7-1$</p>
--	---

Fonte: Elaboração própria

3. Elementos de conectividade em grafos orientados ou dígrafos

Em grafos orientados, podemos distinguir vários tipos de conectividade, levando em conta as rotas de ida e volta entre dois nós:

Figura 53 – Diversos tipos de rotas num grafo orientado



Fonte: Elaboração própria

Path: é um caminho, sem interrupção, de tamanho n, em que todos os arcos vão na mesma direção.

Semi-path é um caminho de tamanho n sem importar a orientação dos nós.

Levando em conta a distinção anterior, para dois nós i e j , podemos identificar os seguintes tipos de conectividade, conforme a Tabela 12, na qual as formas estão em correspondência com a Figura 53.

Tabela 12 – Características de conectividade num grafo orientado

→ Debilmente conectado	Via um semi- <i>path</i>
-----→ Unilateralmente	Via um <i>path</i>
— — → Fortemente conectado	Via um <i>path</i> de ida outro de volta, ainda que sejam diferentes
↔ ↔ Recursivamente conectado	Se está fortemente conectado e usa os mesmos nodos e arcos

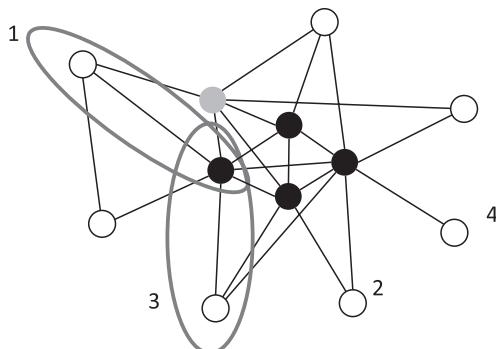
Fonte: Elaboração própria

4. Diâmetro e distância

Se há diferentes tipos de caminhos num grafo de rede, estes podem ser diferenciados de acordo com a distância topológica. Lembremos que na análise de redes o conceito de distância não tem nada a ver com o espaço geométrico habitual ou euclidiano.

O tamanho dos caminhos topológicos pode ser mensurado de várias formas.

Figura 54 – Geodésicas e diâmetro de um grafo



Atenção
o diâmetro é a geodésica mais longa. Não a distância mais longa.

Fonte: Elaboração própria

4.1 Geodésica

Consiste na distância mais curta entre dois nodos tomando em conta o número de arcos. Porém, pode haver mais de uma geodésica entre dois nodos devido à possibilidade de existirem diversos intermediários. Às vezes simplesmente se fala de distância entre dois nodos. Quando não há caminho entre dois nodos, falamos de uma distância infinita ou indeterminada.

Na Figura 54 destacamos várias distâncias entre o nó 1 e seus *alters*. A notação formal para as diferentes distâncias é a seguinte:

$$d(1,3)=2$$

$$d(1,2)=3$$

$$d(1,4)=3$$

4.2 Diâmetro de um grafo

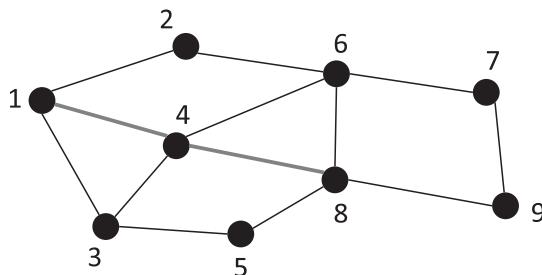
Em termos topológicos, um grafo é uma figura que possui um diâmetro. Este consiste na mais longa geodésica que possamos encontrar no grafo. Isto é, o diâmetro é a mais longa entre as mais curtas distâncias num grafo. Por exemplo, qual o diâmetro do grafo representado pela Figura 54? Entre as distâncias destacadas, o leitor não pode confundir a menor distância, nesse caso $d(1,2)=2$, com o diâmetro do grafo, que corresponde à mais longa entre geodésicas, isto é,

$$\max d(i,j) = d(1,4) = 3$$

4.3 Geodésicas de um grafo orientado

Deve se levar em conta que as distâncias geodésicas num grafo não orientado não coincidem com as de um dígrafo ou grafo orientado. O sentido da orientação novamente faz toda diferença. Observemos o seguinte exemplo da Figura 55.

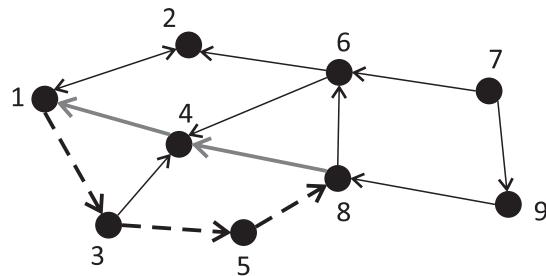
Figura 55 – Geodésicas de um grafo não orientado



Fonte : Elaboração própria

$$d(1,8)=2 \text{ é a mesma distância } d(8,1)=2$$

Porém, num gráfico orientado, as geodésicas podem ser diferentes, como observamos na Figura seguinte.

Figura 56 – Geodésicas de um grafo orientado ou dígrafo

Fonte : Elaboração própria

$$d(1,8) = 3 \text{ é diferente da geodésica } d(8,1)=2$$

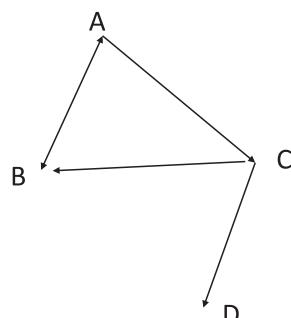
4.4 Geodésicas: cálculo com matrizes

A matriz de adjacência permite calcular as geodésicas de um grafo orientado. A potência k de uma matriz indica o número total de caminhos orientados de tamanho k que começam no nodo n_i da linha e terminam no nodo n_j da coluna.

Figura 57 – Potência k da matriz de adjacência

$$k=1$$

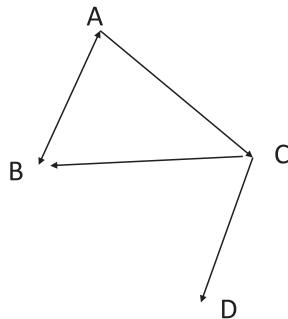
$$A = \begin{matrix} & A & B & C & D \\ A & 0 & 1 & 1 & 0 \\ B & 1 & 0 & 0 & 0 \\ C & 0 & 1 & 0 & 0 \\ D & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$



Fonte: Godechot, 2017

Figura 58 – Potência $k=2$ da matriz de adjacência

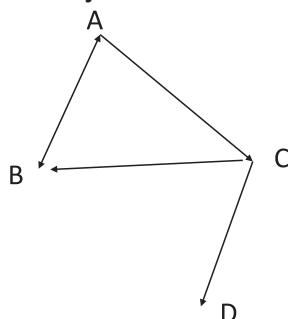
$k=2$
$A = \begin{matrix} A & B & C & D \\ A & 1 & 1 & 0 & 1 \\ B & 0 & 1 & 1 & 0 \\ C & 1 & 0 & 0 & 0 \\ D & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$
$A^2 = \begin{matrix} A & B & C & D \\ A & 1 & 1 & 1 & 0 \\ B & 1 & 1 & 0 & 1 \\ C & 0 & 1 & 1 & 0 \\ D & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$



Fonte: Godechot, 2017

Figura 59 – Máxima potência k da matriz de adjacência

$k=3$
$A = \begin{matrix} A & B & C & D \\ A & 1 & 1 & 1 & 0 \\ B & 1 & 1 & 0 & 1 \\ C & 0 & 1 & 1 & 0 \\ D & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$
$A^*A^2 = \begin{matrix} A & B & C & D \\ A & 1 & 1 & 1 & 0 \\ B & 1 & 1 & 0 & 1 \\ C & 0 & 1 & 1 & 0 \\ D & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$



Fonte: Godechot, 2017

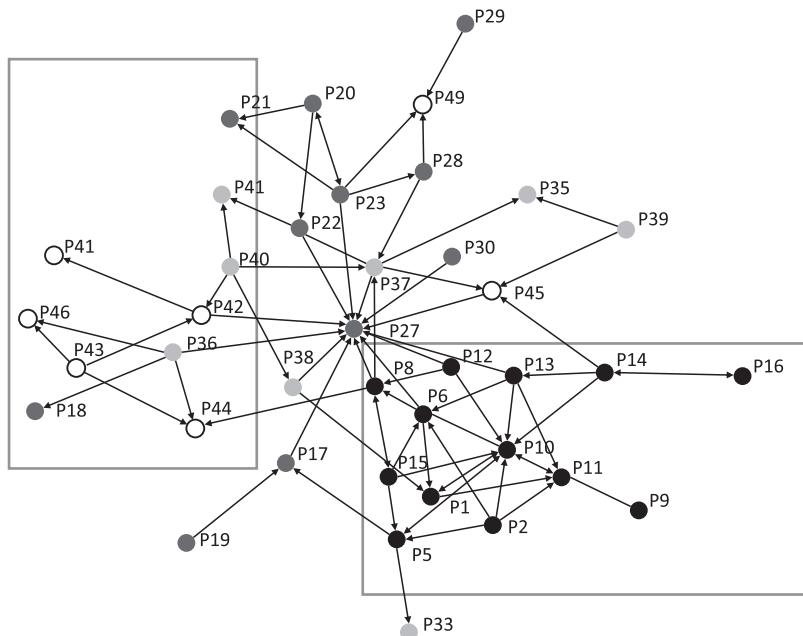
A máxima potência de uma matriz de distâncias corresponde ao diâmetro do grafo. Isto é, à mais longa das geodésicas. No exemplo que apresentamos aqui, ao potenciar pelo diâmetro do grafo, $\max d=3$, obtemos as menores geodésicas. O leitor deve estar atento, pois as matrizes $k=2$ e $k=3$ indicam o número de geodésicas do tamanho respectivo, 2 e 3, entre os diferentes nós. Os valores dos vértices não indicam relações binárias entre os nós, como até agora temos ensinado.

5. Densidade

Observemos os setores destacados no seguinte dígrafo representado pela Figura 60. Qual é a diferença em termos do entrosamento das

relações? O leitor pode ver com facilidade que no setor da esquerda há menos conectividade que no setor da direita, se levamos em conta o número de relações. Dessa forma, e após ter analisado as propriedades básicas da conectividade, estamos em condições de definir uma medida global sobre a coesão de qualquer grafo.

Figura 60 – Densidade de um grafo: diversos graus de conectividade



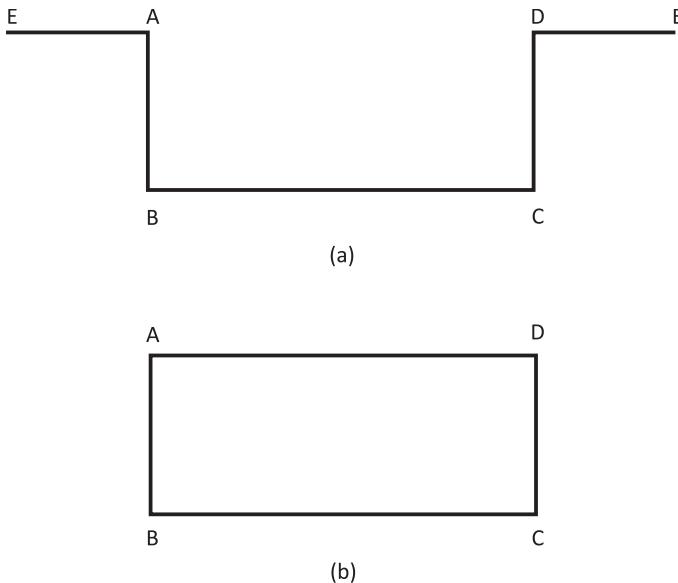
Fonte: Elaboração própria

Do ponto de vista da totalidade de um grafo, a propriedade básica que descreve a conectividade se denomina densidade, e a sua notação é Δ . Em termos substantivos, devemos lembrar que, em estruturas relacionais mais densas, a interconectividade facilita pelo menos:

- (1) Circulação de recursos, como, por exemplo, a informação.
- (2) Controle social.

Observemos em continuação a forma como Samuel Coleman (1988) explica a importância de uma rede entrosada para o exercício do controle social.

Figura 61 – Fechamento de uma rede



Fonte: Coleman (1988).

Coleman operacionaliza o conceito de capital social, em educação, a partir da forma como estão entrosadas as famílias de uma escola. Nos grafos (a) e (b), representados na Figura 61, A e D representam os pais de B e C, que frequentam a mesma escola. Se B perceber algum comportamento de risco, como, por exemplo, que seu colega C está levando para a escola uma sacolinha com um pó branco e que se reúne com colegas no banheiro da escola para cheirar o misterioso elemento, em qual das duas estruturas, (a) ou (b), perguntaria Coleman, há mais chances de que as famílias entrem em ação para saber o que está acontecendo? Se as famílias não se conhecem ou a escola não propicia encontros entre elas, fica mais difícil o controle preventivo contra o consumo de drogas. Uma estrutura fechada do tipo (b), ou com closure, facilita o controle social. Nesse caso, a hipótese da tríade fechada opera no sentido contrário do que vimos antes com Grannovetter (1973). Aqui não se trata de obter informação nova; trata-se, sim, de ter entrosamento para agir de forma conjunta. Dito em forma técnica, a força dos laços que propiciam o fechamento da tríade trabalha em favor do controle social preventivo.

Intuitivamente a densidade consiste na proporção de relações, ou arcos observados, entre o número de relações possíveis.

$$\text{Densidade} = \frac{\text{Arcos observados}}{\text{Arcos possíveis}}$$

O algoritmo que permite mensurar a densidade de um grafo de rede varia em função da orientação ou não das relações.

Se o grafo não é orientado, excluindo os loops, ou autorrelações, temos a seguinte fórmula de cálculo:

$$\Delta = \frac{l}{g(g-1)/2} = \frac{2l}{g(g-1)}$$

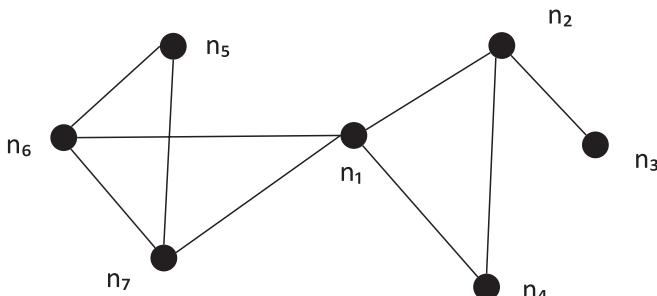
l representa o número de relações observadas, g o número de nós. Lembremos que subtraímos 1, dado que não interessam as autorrelações. Já sabemos que $g(g-1)$ é o número de relações possíveis. Nesse caso, dividimos por 2, dado que estamos calculando a densidade de um grafo não orientado, pois o número de relações possíveis se reduz pela metade.

Se o grafo for orientado, temos a seguinte conta:

$$\Delta = \frac{l}{g(g-1)}$$

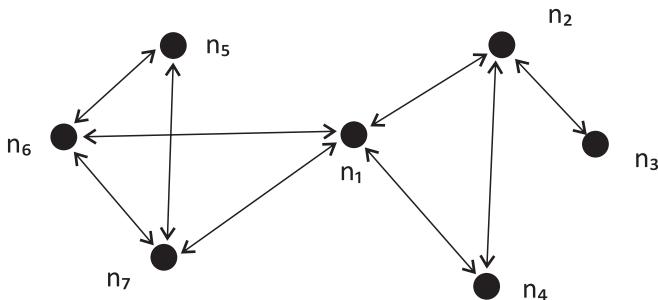
Vejamos os seguintes exemplos de uma rede do mesmo tamanho g , sendo orientada num caso e não orientada no outro.

Figura 62 – Densidade de uma rede não orientada



$$\Delta = \frac{L}{g(g-1)/2} = \frac{9}{21} = 0,42$$

Fonte: Elaboração própria

Figura 63 – Densidade de uma rede orientada

$$\Delta = \frac{L}{g(g-1)} = \frac{18}{42} = 0,42$$

Fonte: Elaboração própria

O valor final significa que foi observado o 42% das relações possíveis. Lembremos que estamos falando de uma proporção em relação com o total das relações possíveis, que corresponderia ao 100%. Nos exemplos anteriores, o fato de termos a mesma densidade é uma simples coincidência que não deve confundir o leitor. Bem podia ter sido observado em cada caso um número de relações diferentes.

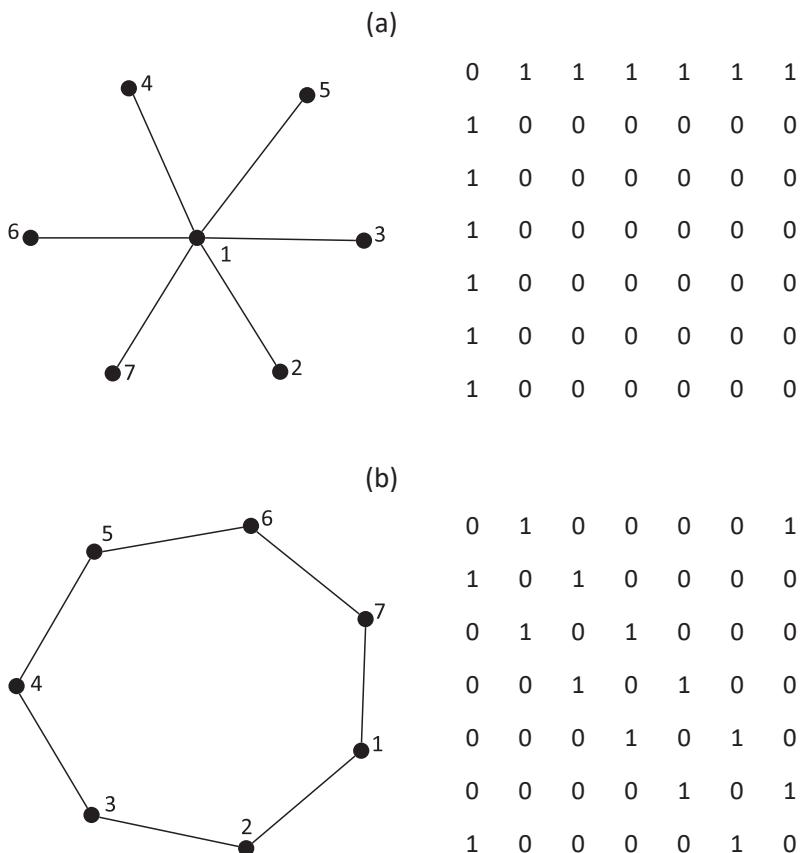
6. Centralidade: iniciativa e prestígio

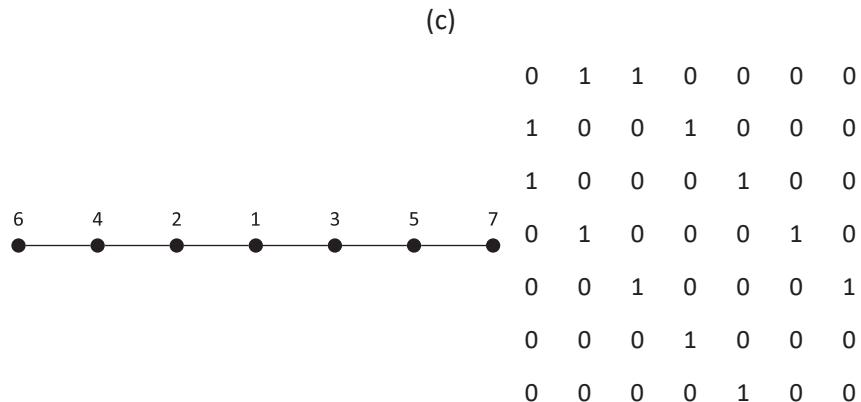
Como anunciamos antes, além de aferir a coesão de uma estrutura reticular, podemos discriminar os nós segundo seu nível de atividade ou popularidade. Por exemplo, se estamos estudando o sistema de *status* dentro de uma organização, é importante perguntar quais são os atores com maior iniciativa na hora de costurar relações estratégicas, ou podemos perguntar qual é o *ranking* de importância levando em conta o reconhecimento mútuo. Em ambos os casos, apontamos para o efeito estruturante das percepções mútuas e das escolhas num sistema de poder ou dominação. Lembremos que, em estrito sentido sociológico, e isto é uma herança de Max Weber, a dominação é a obediência ou disposição para seguir ou emular o comportamento alheio com fundamento em diversas

formas de persuação. A análise de redes revela critérios importantes para mensurar e discriminar o poder num sistema social.

Wasserman e Faust (1994) propõem a comparação de três situações tipo, com a finalidade de construir um critério sobre a importância relativa dos nós numa rede. Dessa forma, podemos introduzir os diversos algoritmos que caem sobre o critério genérico de centralidade. Nos três grafos seguintes, quais são os nós mais portantes do ponto de vista da conectividade?

Figura 64 – Comparativo da centralidade relativa dos nós





Fonte: Elaborado a partir de Wasserman e Faust, 1994

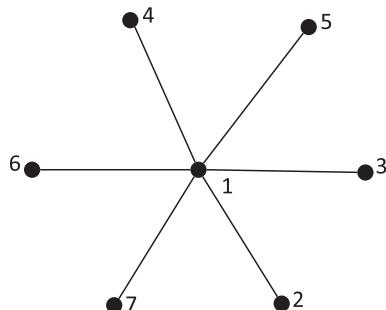
Os grafos anteriores permitem entender quais são os nodos mais importantes do ponto de vista da conectividade. Porém, de novo a orientação das relações faz toda diferença.

6.1 Centralidade de grau (degree)

O indicador mais simples da importância de um nodo consiste em contar o número de arcos incidentes nele, ou, em outros termos, o número de nodos com os quais possui adjacência.

No caso anterior do grafo (a), em forma de estrela, contamos seis relações no total, $d(n_1) = 6$. O d nesse caso significa degree ou grau nodal.

Figura 65 – Centralidade de grau no tipo estrela



Fonte: Elaborado a partir de Wasserman e Faust, 1994

Se temos o grau nodal de todos os nós, podemos estabelecer a média do grau nodal para todo o grafo não orientado.

$$\bar{d} = 2L/g$$

No exemplo anterior, temos a seguinte conta:

$$\bar{d} = \frac{12}{7} = 1,71$$

A medida de centralidade apresenta algumas propriedades básicas, segundo a orientação ou não das relações. Se o grafo não for orientado, a soma dos arcos de entrada e de saída é igual.

$$C_D(n_i) = \sum_j x_{ij} = \sum_j x_{ji}$$

Se o grafo for orientado, o grau nodal pode ter medidas diferentes de saída (*out degree*) e de entrada (*in degree*). A primeira constitui um indicador da iniciativa relacional do agente, e a segunda, de seu prestígio ou popularidade. A notação formal distingue entre arcos de saída (+) e arcos de entrada (-), podendo ser normalizada.

$$C'_D(n_i) = \frac{x_{i\pm}}{g - 1}$$

A normalização expressa o grau nodal em termos de uma proporção de arcos que cada nodo concentra na rede. Dessa forma, tornam-se comparáveis as medidas de centralidade de grau para redes de diferente tamanho, na medida em que tomamos um parâmetro relativo ao tamanho de cada rede.

6.2 Centralidade de grau da rede como um todo

Até aqui, temos apresentado a centralidade local, ou focada em cada um dos nós. Isso permite construir *rankings de status* entre os agentes do sistema social, determinar quais são mais ativos ou quais possuem mais prestígio. Além disso, a condição formal das análises permite construir medidas para aferir até onde uma rede grava em torno de um ou poucos

nós. De forma técnica, consiste em construir um índice de dispersão sobre a centralidade de grau de todos os nós. Em termos coloquiais, podemos perguntar se a rede está sendo puxada por poucos atores com alto grau nodal, se a formação das relações depende de poucos atores muito ativos ou prestigiosos, ou se, pelo contrário, há uma distribuição balanceada do número de relações entre os nós. Para tal propósito, os sociômetras construíram um algoritmo que permite aferir a centralidade global de um grafo. Vamos ver como opera essa conta para o caso de um grafo não orientado. A mesma lógica opera para um grafo orientado.

Num primeiro momento, o que precisamos entender é o tipo puro da pior distribuição de grau. Essa consiste numa rede centralizada ao cem por cento, ou em uma rede em estrela, como o caso do grafo que aparece na Figura 65. Essa situação é a mais extrema centralização possível. Opera como o ponto de referência sobre o qual será aferida a centralização da rede observada. Cada grafo de tamanho g terá seu próprio tipo puro de extrema centralização. Por exemplo, no caso anterior, temos um grafo de tamanho $g = 7$, onde há um centro e seis *alters* diferentes. Se fosse uma rede de tamanho $g=100$, então a sua estrela respectiva seria uma rede com um centro e noventa e nove *alters* diferentes. E assim para qualquer tamanho.

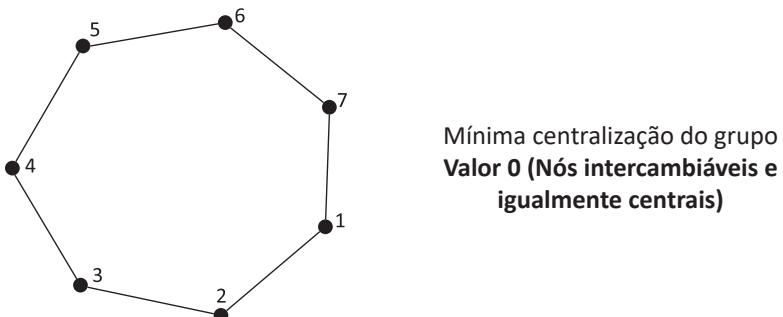
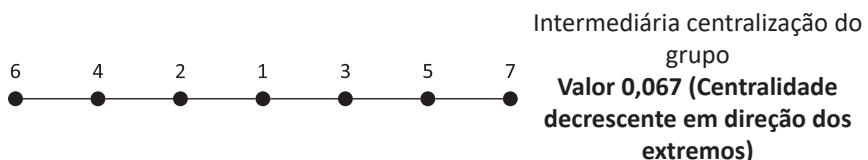
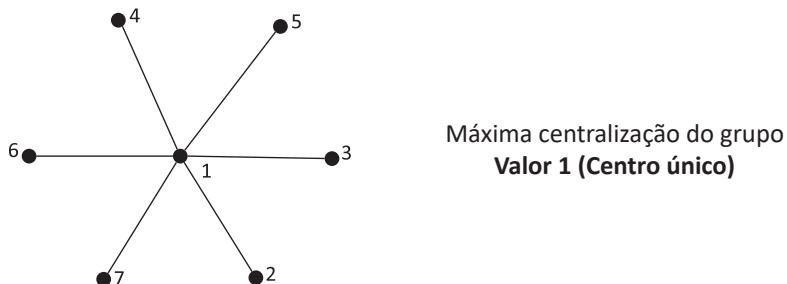
Num segundo momento, são calculadas as diferenças de grau nodal entre os nós da rede observada, como também as diferenças na rede de maior centralização para tamanho g respectivo.

Finalmente, é construída uma proporção. No denominador é calculado o valor máximo da soma das diferenças no tipo puro, ou hipotético, do tamanho g respectivo, e no numerador é calculada a soma das diferenças entre o nó com maior centralidade observada e o restante dos *alters*. Wasserman e Faust (1994) introduzem a notação n^* para designar o nó com maior grau nodal no grafo.

$$C_D = \frac{\sum_{i=1}^g [C_D(n^*) - C_D(n_i)]}{[g(g-1)(g-2)]}$$

Para os três tipos puros, podemos calcular a centralidade de grau para a rede como um todo. No grafo em estrela temos a situação extrapolada da máxima centralização possível de um grafo.

Figura 66 – Comparativo da centralidade de grau para os três tipos puros



Fonte: Elaboração a partir de Wasserman e Faust, 1994

A centralidade de grau global de uma rede orientada segue a lógica anterior, com a diferença de que é calculado o total das máximas distâncias, do tipo puro, elevando ao quadrado o número de arcos possíveis, o que podemos observar no denominador da seguinte fórmula.

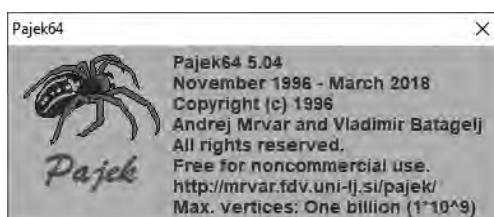
$$C_D = \frac{\sum_{i=1}^g [C_D(n^*) - C_D(n_i)]}{(g-1)^2}$$

7. Intermédio prático

7.1 Software para análise de redes: *Pajek* e *Ucinet*

Os analistas de rede já desenvolveram programas ordenadores (*softwares – logiciels*) que permitem processar as informações diádicas coletadas. Preparamos dois exercícios com dados fictícios para introduzir os *softwares Pajek* (versão 5.04) e *Ucinet* (versão 6.461). Os exercícios foram pensados para você realizar seu primeiro contato com esses programas de análise de redes amplamente utilizados. A maioria das análises podem ser feitas nos dois *softwares*, mas algumas métricas são específicas de cada um. Além disso, os programas, em alguns casos, instrumentalizam abordagens diferentes para alguns indicadores comuns, embora o resultado substancial da análise em cada *software* seja equivalente. Depois de conhecer os dois programas, você poderá optar por aquele que mais lhe agradou. Você poderá, também, combinar o uso de ambos, uma vez que mostraremos um modo de importação e exportação dos dados de um programa a outro. Vamos ao trabalho!

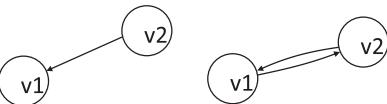
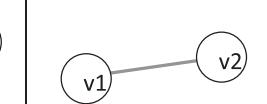
7.1.1 Criando uma rede no *Pajek*...



O *Pajek* é um programa de uso livre desenvolvido pelos pesquisadores eslovenos Andrej Mrvar e Vladimir Batagelj. A tradução da palavra *Pajek* do esloveno para o português é aranha, uma referência às “teias” de relações que o programa desenha e analisa. O programa está disponível no sítio: <http://Pajek.imfm.si/>

O *Pajek* distingue três tipos de laços no tratamento dos dados relacionais: arcs (laços orientados), edges (laços não orientados) e loops (laços autorreferidos). O Quadro 2 ilustra as três possibilidades.

Quadro 2 – Tipos de Laços no *Pajek*

<i>Arcs</i>	<i>Edges</i>	<i>Loops</i>
		

Fonte: Elaboração própria.

A distinção dos laços é essencial nos momentos de inserção e análise dos dados. Vamos aprender duas formas de alimentarmos o programa. A primeira será o método direto de inserção de dados no *Pajek*. É importante aprender essa forma de entrar com dados no *software*, pois ela lhe permitirá manipular uma rede criada para fazer correções pontuais quando erros de entrada de dados forem localizados no momento inicial da análise. A segunda maneira de alimentar o programa demanda a organização dos dados em um editor de texto. É uma forma simples e ágil de construir uma rede no *Pajek*.

7.1.2 Inserção direta de dados no *Pajek*

Instale e abra o *Pajek*. Para criar uma rede, o primeiro passo será definir seu tamanho. Lembre-se que o tamanho da rede corresponde à quantidade de vértices que a compõem. Na janela principal do programa, execute o caminho:

Network > Create New Network> Empty Network

Uma caixa de diálogo será aberta. O *Pajek* perguntará o número de vértices que devem ser inseridos na rede, isto é, o tamanho da rede. Se fôssemos criar as subredes dos clubes da 1^a divisão do campeonato brasileiro de futebol em 2017, o tamanho da rede seria 20. Todavia, para este exercício vamos criar uma rede de tamanho 10. **Digite o valor 10 e clique em ok.**

Você vai perceber que o *Pajek* abriu uma janela de relatório (*Report*). Essa é a janela que o programa utiliza para apresentar as informações de desempenho e alguns resultados dos comandos executados. Toda vez que você executar um comando, a janela *Report* será aberta novamente. Você pode fechar, minimizar ou ajustar essa janela na parte inferior da tela de seu computador.

Observe a caixa *Networks* na tela principal do programa. A rede que você criou foi registrada! Para visualizar o resultado, execute o caminho:

Draw > Network.

O programa abrirá a janela de desenho. Note que os vértices estão identificados pelos nomes (*labels*) v1, v2 ... v10. Podemos renomeá-los considerando a lista de nomes dos atores que formam nossa rede. Nesse exercício vamos utilizar o seguinte conjunto de atores:

N = {Natália Leão, Leonardo Silveira, Antonio Ribeiro, Mayra Andrade, Silvio Salej, Farney Alcantra, Wanderson Savoi, Vinícius Couto, Maurício Botrel, Camila Oliveira}

Pelo método direto de inserção de dados no *Pajek*, a identificação nominal dos vértices será criada através de uma **partição**. No *software* as partições são um tipo de arquivo que guarda informações sobre atributos dos vértices. Na tela principal do *Pajek*, elas podem ser visualizadas na caixa “Partitions”. Em diversos momentos da análise de redes sociais com o *Pajek*, trabalharemos com partições. Para criar uma partição, execute o caminho:

Partition > Create Constant Partition

Na caixa de diálogo aberta, informe o tamanho da partição. Atenção: a partição deve ser do mesmo tamanho da rede criada. Mantenha o valor zero em Constant e clique em ok.

Verifique a caixa *Partitions* na tela principal do programa. Veja que a partição foi registrada. Para inserir o nome dos vértices, basta editá-la. Execute o caminho:

File > Partition > View/Edit

A tela de edição será aberta. Substitua as identificações v1, v2, ..., v10 pelos nomes informados acima. Depois de digitar feche a tela (não é necessário salvar). Visualize a rede novamente e veja o resultado.

Observação: Em alguns casos é necessário manter o anonimato dos nodos de nossa rede. Para isso você pode identificá-los através de números no lugar dos nomes. O *Pajek* oferece a opção das duas formas de identificação dos nodos. Na janela de desenho, após visualizar a rede, utilize os atalhos *ctrl+L* para identificar os vértices pelos nomes, *ctrl+N* para identificar pelos números dos vértices e *ctrl+D* para representar o sociograma sem identificação. Você obterá o mesmo resultado pelo caminho:

Options > Mark Vertices Using > Labels / Numbers / No Labels

7.1.3 Como inserir as relações na rede

Estamos prontos para inserir as relações entre os nodos de nosso exemplo. Pelo método direto de inserção de dados, as relações são informadas uma a uma. **Atenção!** É preciso saber se as relações são orientadas ou não orientadas (*arcs* ou *edges*) e se são binárias ou valoradas. Para inserir informações sobre as relações, execute o caminho:

File > Network > View/Edit

A caixa de diálogo *Edit lines incident to vertex* será aberta. Indique o nodo a que se referem as informações relacionais que serão inseridas. Você pode digitar o número ou o nome do nodo. Vamos começar pelo primeiro nome da lista “Natália Leão”, número 1. Faça sua opção pelo nome ou número, digite na caixa de diálogo e clique em ok. A tela para edição dos laços do nodo 1 (vertex 1, no *Pajek*) será aberta. Note no topo dessa janela a identificação do nodo cujas relações estão sendo editadas.

Para editar as relações efetue um duplo clique sobre a palavra *Newline*. Na caixa de diálogo *Add line In/Out of vertex*, serão solicitadas a informação sobre o tipo de laço e a identificação do *alter* cuja relação está sendo editada. As duas informações serão digitadas simultaneamente.

Quando os laços são direcionados (arcs), devemos diferenciar entre laço de entrada e de saída. Nesse caso, o vértice selecionado (*ego*) é a referência. No Quadro a seguir, o vértice *ego* está identificado com v1. Se o laço for de entrada, isto é, o *ego* recebe algo do *alter*, o valor informado na caixa de diálogo *Add line In/Out of vertex* será identificado com o símbolo (+) seguido do número de identificação do *alter* na rede (ex.: para L = <v1,v2>, digite +2). Se você for informar um laço de saída, isto é, quando o *ego* envia um recurso para o *alter*, digite o símbolo (-) seguido do número de identificação do *alter* na rede (ex.: para L = <v2,v1>, digite -2). Para informar laços não direcionados (edges), basta digitar o número de identificação do *alter* na rede. Se o laço corresponde a um *loop*, então basta repetir o número de identificação do *ego* na rede.

Veja no Quadro 3 como digitar os valores.

Quadro 3 – Valores de entrada no Pajek relações de v1

Tipo de laço	Arcs input (Laço de entrada)	Arcs output (Laço de saída)	Edges	Loops
Representação gráfica da diáde				
Valor a ser digitado	+2	-2	2	1

Fonte: Elaboração própria.

Após informar a relação do *ego* com um *alter*, repita a operação até digitar todos os relacionamentos do *ego*. Ao final desse trabalho, feche a tela de edição e repita a operação para um novo *ego*.

Agora estamos prontos para inserir as informações sobre as relações no nosso exemplo. O próximo Quadro mostra relações de empréstimo de dinheiro entre os nomes listados acima. Esse exemplo é fictício, foi pensado apenas para introduzir o *software*. Antes de iniciar o trabalho,

identifique o tipo de laço que compõe a rede: empréstimo de dinheiro são laços orientados (*arcs*) ou não orientados (*edges*)?

Quadro 4 – Relações de empréstimo de dinheiro entre 10 amigos

Nº na rede	Nome do ator	Emprestou a...
1	Natália Leão	2; 9;10.
2	Leonardo Silveira	1; 5
3	Antonio Ribeiro	1; 2; 4; 5; 6; 7; 8; 10.
4	Mayra Andrade	2.
5	Silvio Salej	3.
6	Farney Alcantra	10; 5; 1.
7	Wanderson Savoi	1.
8	Vinícius Couto	1; 10.
9	Maurício Botrel	8.
10	Camila Oliveira	1;2; 7.

Fonte: Elaboração própria.

Lembre-se que emprestar dinheiro é um laço de saída, portanto *arc* (-).

Observe que, ao informar um laço de saída, o programa realiza a seguinte notação:

“1: 1.2 Val=1.0000 / Natália Leão.Leonardo Silveira”.

Isto é, Natália emprestou dinheiro ao Leonardo. No sociograma, a seta sairá de Natália e chegará em Leonardo.

Observe que, ao começar a digitar as informações do segundo nodo (Leonardo), haverá um laço de entrada registrado. Veja que a notação deste laço é:

“1: 1.2 Val=1.0000 / Natália Leão.Leonardo Silveira”.

Note que se trata do mesmo laço anterior, entretanto, como Leonardo passa ser o ego, o laço é considerado um laço de entrada. Isto é, Leonardo recebeu recurso de Natália. Observe que será registrado um novo laço quando você inserir a informação sobre o empréstimo que Leonardo fez à Natália, segundo a notação:

“1: 2.1 Val=1.0000 / Leonardo Silveira.Natália Leão”.

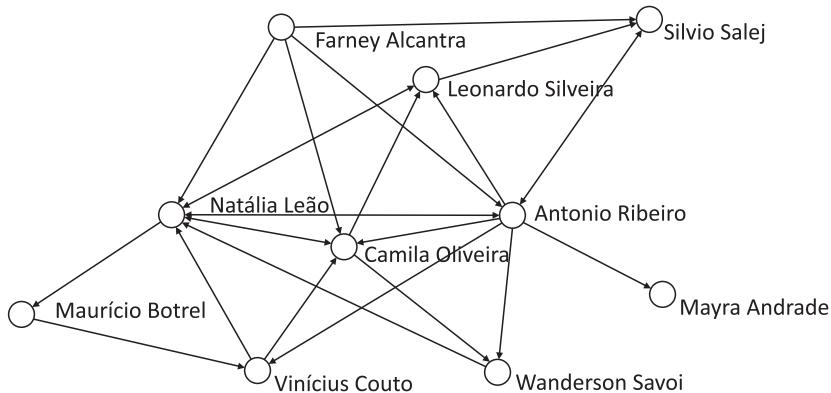
Observe também que “Val=1.0000” na notação indica que os laços foram registrados como binários (houve ou não houve empréstimo). Se tivéssemos informações sobre os valores dos empréstimos, bastaria clicar com o botão direito em cima desse valor e informar quanto de dinheiro um ator emprestou ao outro. Se você digitou errado e desejar excluir uma relação, basta um duplo clique sobre a relação que o *Pajek* lhe dará a opção de excluí-la.

Digite todas as informações sobre as relações de empréstimo e visualize o resultado. Para otimizar sua visualização, utilize o comando Kamada-Kawai executando o seguinte caminho na janela de desenho:

Energy > Kamada-Kawai > Free

A Figura 67 mostra o resultado que você alcançará:

Figura 67 – Rede de empréstimos de dinheiro



Fonte: Elaboração própria. *Software Pajek*.

O próximo passo é exportar o dígrafo que você criou. A opção mais simples e usual é, a partir da tela de desenho, executar o caminho:

Export > 2D > JPEG > Run

O arquivo será exportado em formato “.jpeg”, então você pode utilizá-lo em seus textos e apresentações.

7.1.4 Como guardar a rede criada

Por fim, é o momento de salvar a rede que você criou pelo método direto de inserção de dados no *Pajek*. A partir da tela principal do programa, siga o caminho:

File > Network > Save

Escolha um nome para a rede, por exemplo: exercício de introdução aos *softwares*. Escolha a pasta em seu computador onde deseja salvar a rede. Clique em Salvar. O *Pajek* criará um arquivo com extensão “.net”. Atenção: Todos os arquivos com a extensão “.net” são arquivos com dados estruturais e devem ser abertos na caixa *networks* da tela principal do programa. Esse arquivo pode ser lido por meio do bloco de notas de seu computador. Note que será necessário salvar somente a rede, não é preciso guardar a partição que usamos para identificar os nodos pelos nomes. Depois de salvar sua rede, feche e abra o programa. Então, abra novamente a rede que você criou utilizando o caminho:

File > Network > Read

Visualize novamente a rede. Veja que o programa desenha a rede com o mesmo posicionamento que você salvou. Isso é uma vantagem importante, que poderá lhe poupar bastante tempo.

7.1.5 Criar uma rede com ajuda do bloco de notas

Antes de calcularmos algumas métricas que descrevem a rede que criamos, vamos aprender como criar uma rede com a ajuda do bloco de notas. Esse método pode ser útil quando trabalhamos com redes muito grandes. A seguir, descrevemos algumas regras simples para preparar o arquivo “.txt” que será lido pelo *Pajek*.

Abra o bloco de notas de seu computador. **Sempre começaremos pelas informações referentes aos nodos das redes**, que no *Pajek* são chamados vértices. O símbolo * (asterisco) é usado para indicar ao programa que informações sobre um elemento da rede (nodos ou relações)

serão inseridas. Assim, logo na primeira linha do bloco de notas **digite o símbolo * seguido da palavra vertices** seguida de espaço (não acentue a palavra). Na mesma linha **digite o numeral referente à quantidade de nodos da rede**, isto é, informe o tamanho da rede. Em nosso exemplo teremos o seguinte resultado depois desse primeiro passo:

*vertices 10

Assim, informamos ao programa que as informações a seguir serão sobre uma rede de tamanho 10. O próximo passo é identificar os 10 nodos da rede por números e nomes. Para isso, vamos digitar, a partir da segunda linha, os números (espaço) e entre aspas os nomes dos vértices correspondentes. A enumeração dos nodos deve começar em 1 e ir até o tamanho da rede, no nosso exemplo, 10. Cada nodo será identificado em uma linha diferente do texto.

Embora o uso de **aspas** não seja obrigatório, ele é aconselhável quando utilizamos nomes compostos. Caso contrário, ao representar o sociograma somente será mostrado o primeiro nome do vértice. Por exemplo, se o nome do vértice é Fernando Henrique Cardoso será mostrado apenas Fernando. Uma solução alternativa é digitar os nomes sem separá-los por espaços, assim: FernandoHenriqueCardoso. Concluída essa etapa, nosso exemplo assumirá a seguinte digitação:

*vertices 10
1 “Natália Leão”
2 “Leonardo Silveira”
3 “Antônio Ribeiro”
4 “Mayra Andrade”
5 “Silvio Salej”
6 “Farney Alcantra”
7 “Wanderson Savoi”
8 “Vinícius Couto”
9 “Maurício Botrel”
10 “Camila Oliveira”

O terceiro passo é digitar as informações sobre o segundo elemento da rede: as relações. Logo, precisaremos iniciar a próxima linha do texto com o simbolo * seguido da identificação do tipo de laços que formam a rede (se orientado (*arcs*) ou não orientados (*edges*)). Nossa exemplo é uma rede orientada, isto é, uma rede formada por *arcs*. Basta digitar:

*arcs

A partir da linha seguinte, informe as relações entre os vértices considerando a enumeração que você elaborou no passo anterior. Utilize apenas os números dos vértices. Informe uma relação a cada linha do texto. Devemos digitar o número do *ego* (espaço) e o número do *alter* (enter). Repita a operação até terminar de informar todas as relações. Por exemplo: se Natália Leão emprestou dinheiro para Leonardo Silveira, Maurício Botrel e Camila Oliveira, então essas relações serão especificadas da seguinte forma:

1 2
1 9
1 10

Observação: quando for necessário representar a intensidade das relações, pressione a tecla TAB ou espaço do computador e digite o valor do laço. Por exemplo, se Natália emprestou 200 reais para Maurício Botrel, devemos especificar a relação e sua intensidade digitando:

1 9 TAB 200

Em nosso exemplo, não vamos considerar o quanto de dinheiro circulou de ator a ator na rede de empréstimos. Desse modo, ao final do processo, teremos o seguinte resultado:

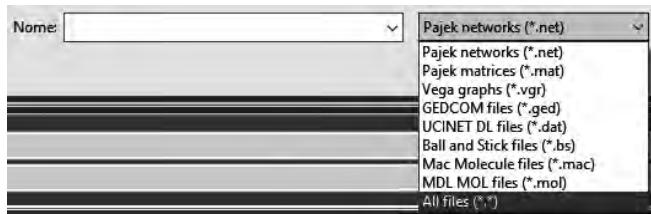
*vertices 10
1 “Natália Leão”
2 “Leonardo Silveira”
3 “Antônio Ribeiro”
4 “Mayra Andrade”
5 “Silvio Salej”

- 6 “Farney Alcantra”
 - 7 “Wanderson Savoi”
 - 8 “Vinícius Couto”
 - 9 “Maurício Botrel”
 - 10 “Camila Oliveira”
- *arcs
- 1 2
 - 1 9
 - 1 10
 - 2 1
 - 2 5
 - 3 1
 - 3 2
 - 3 4
 - 3 5
 - 3 6
 - 3 7
 - 3 8
 - 3 10
 - 4 2
 - 5 3
 - 6 1
 - 6 5
 - 6 10
 - 7 1
 - 8 1
 - 8 10
 - 9 8
 - 10 1
 - 10 2
 - 10 7

Agora basta guardar o arquivo “.txt” com um nome que identifique a rede que você criou. Em seguida feche o bloco de notas e abra o *Pajek*. Para visualizar a rede, execute o caminho:

File > Network > Read

Note que é o mesmo comando utilizado para reabrir a rede que criamos pelo método direto de inserção de dados. Procure o arquivo “.txt”. **Atenção!** Para que seu arquivo *txt* apareça entre as opções de leitura para o *Pajek*, você precisará alterar, na caixa de diálogo, a opção *network (*.net)* pela opção *all files (*.*)*. Veja a figura a seguir:



Em seguida, basta escolher o arquivo *txt* que você guardou e clicar em Abrir. Sua rede será ativada na caixa *Networks* da tela principal do *Pajek*. Visualise a rede, note que o resultado foi o mesmo que você alcançou com o procedimento anterior.

Duas observações importantes:

Note que não precisamos digitar os laços de entrada e saída. Foi suficiente digitar apenas a relação de saída (emprestou a...). Se nossas informações fossem sobre quem pegou dinheiro emprestado, então, ao digitar as relações, deveríamos digitar a identificação dos *alters* (espaço) seguida da identificação do *ego* (enter). Por exemplo: se Leonardo Silveira pegou dinheiro emprestado com Natália Leão, a notação da relação seria: 2 1

Para montar redes com laços diferentes (*arcs*, *edges* e *loops*), basta digitar as especificações que identificam os laços antes de registrar as relações. Veja outro exemplo hipotético a seguir:

*vertices 5

1 "Luiza Almeida"

2 "Laura Jardim"

```
3 "Antônio Silva"  
4 "Solange Nunes"  
5 "Jéssica Dolores"  
*arcs  
1 3  
2 3  
4 3  
5 3  
*edges  
1 2  
4 5  
*loops  
5 5
```

7.1.6 Inserindo atributos dos atores na análise

Atributos dos atores podem ser categóricos (cor, classe, sexo etc.) ou quantitativos (renda, desempenho acadêmico, idade etc.). No *Pajek*, atributos categóricos são alocados na caixa Partições (Partitions), e os quantitativos serão alocados na caixa Vetores (Vectors). Neste exemplo, vamos trabalhar apenas com atributos categóricos, todavia o procedimento será semelhante quando for necessário trabalhar com atributos quantitativos.

Para inserir os atributos categóricos dos nodos, devemos criar uma partição constante. Execute novamente o caminho:

Partition > Create Constant Partition

Em seguida, vamos editá-la e inserir os códigos dos atributos ("1" para feminino e "2" para masculino). Execute novamente o caminho:

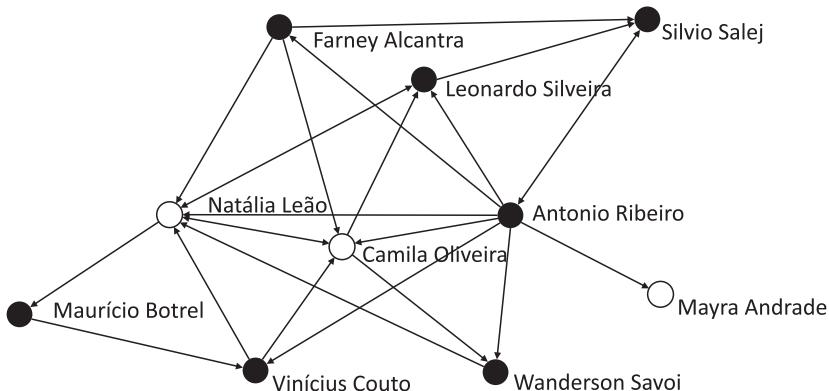
File > Partition > View/Edit

Insira os códigos na primeira coluna considerando o sexo a partir dos nomes das pessoas. Feche a partição (não é necessário salvar). Na tela principal do programa, visualize a rede executando o caminho:

Draw > Network + First Partition

A Figura 68 mostra o resultado que você alcançará.

Figura 68 – Rede de empréstimos e sexo



Fonte: Elaboração própria. *Software Pajek*.

Observação: Para melhorar a visualização do sociograma, você pode alterar a cor dos atributos. Na tela de desenho, execute o comando: *Options > Partition Colors > for Vertices*. O *Pajek* oferece três opções de *Default*, mas você pode distribuir as cores como quiser. Basta clicar em cima da cor desejada e digitar o código que identifica o atributo. Por exemplo: clique no quadrado cinza claro e na caixa de diálogo aberta digite 1. Clique em ok. Clique no quadrado cor cinza escuro e na caixa de diálogo aberta digite 2. Clique ok. Para as cores aparecerem no sociograma, basta clicar no espaço do sociograma ou fechar a tela de desenho e executar novamente o comando *Draw > Network + First Partition*. Note que o sexo masculino está representado pelo cinza escuro, e o feminino, pelo cinza claro. Utilize o menu *Options* da tela de desenho para alterar o tamanho dos vértices, da fonte e das setas. No primeiro caso, utilize *Options > Size > of Vertices*. No segundo, utilize *Options > Size > of Font > Select*. No terceiro, execute *Options > Size > of Arrows*.

7.1.7 Como calcular a centralidade dos atores na rede

Neste exemplo, vamos mostrar como calcular três medidas básicas: a centralidade de grau, discutida neste capítulo, e as centralidades de proximidade e intermediação que discutiremos no próximo capítulo. As medidas de centralidade são atributos quantitativos que os atores possuem em função de sua posição na rede. São, portanto, atributos que aferimos a partir da rede que estamos analisando. O caminho para calcular tais medidas no *Pajek* é dado a partir do menu *network*. Para redes orientadas, como em nosso exemplo, algumas medidas diferenciam entre input e output. Como vimos, nesses casos são consideradas as diferenças entre entrada e saída do recurso que circula na rede. Para calcular o grau nodal, execute o caminho:

Network > Centrality > Degree > Input / Output / All

Note que você deverá escolher entre grau de entrada ou saída. A opção *All* desconsidera a orientação dos laços. Você deve ter boas razões para escolher essa opção, caso os laços sejam orientados. Para redes não orientadas escolha *All*.

Para calcular o grau de proximidade, execute o caminho:

Network > Centrality > Closeness > Input / Output / All

Para essa métrica, você também deve escolher calcular o grau de entrada ou saída. A opção *All* terá o mesmo significado que o caso anterior.

Para calcular o grau de intermediação, execute o caminho:

Network > Centrality > Betweenness

Nesse caso não é preciso diferenciar o sentido dos laços, já que o cálculo considera o número de vezes que um nodo se encontra nas geodésicas que ligam as diádicas dos dígrafos.

Depois de calcular as medidas de centralidade, você pode representá-las nos dígrafos, executando o caminho:

Draw > Network + First Vector

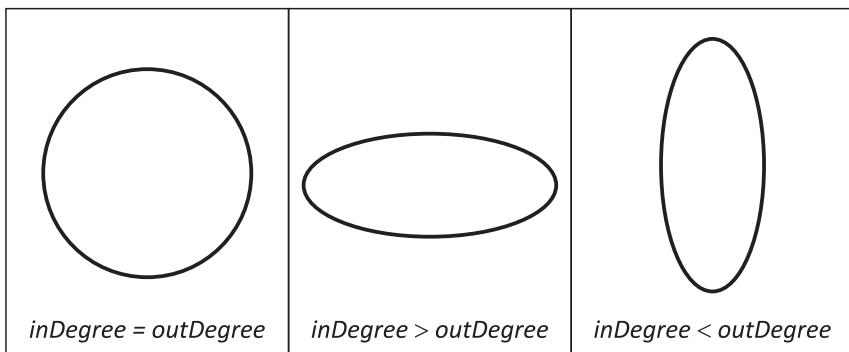
Você pode representar o atributo sexo e uma medida de centralidade, pelo caminho:

Draw > Network + First Partition + First Vector

Você ainda pode representar o atributo sexo e duas medidas de centralidade, pelo caminho:

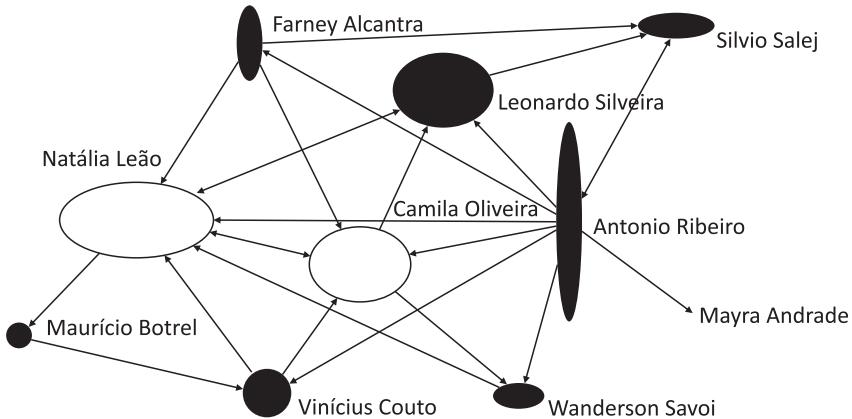
Draw > Network + First Partition + First Vector + Second Vector

Nesse caso, lembre-se da visualização da rede de transferências de jogadores entre os clubes da 1^a divisão do campeonato brasileiro em 2017. Considere que sua opção para ordenar os vetores tem impacto na forma dos nodos. A medida ativa na primeira opção da caixa Vectors da tela principal do programa é considerada o First Vector e sua amplitude será representada na horizontal. A medida ativa na segunda opção é o Second Vector e sua amplitude será representada na vertical. A seguir a ilustração das três formas que a representação simultânea dos graus nodais de entrada e saída podem assumir:



- Calcule as medidas de centralidade e teste visualizações da rede. A seguir apresentamos uma possibilidade referente ao grau nodal de entrada (primeiro vetor) e ao grau nodal de saída (segundo vetor).

Figura 69 – Rede de empréstimos, sexo e grau nodal de entrada e saída



Fonte: Elaboração própria. *Software Pajek*.

Por fim, chegou a hora de guardar o trabalho que você realizou. Desta vez, vamos salvar um **arquivo de projeto do Pajek**. Essa opção tem a vantagem de guardar todo o trabalho em um único arquivo. Você poderá, por exemplo, compartilhar suas análises com outros colegas. Outra vantagem é que a qualquer momento você poderá continuar sua análise de onde parou. Ao salvar o projeto, o programa cria um único arquivo com extensão “.paj”. Para salvar um projeto, execute o caminho:

File > Pajek Project File > Save

É recomendável que você salve seu trabalho em diferentes momentos da análise. À medida que avançar com o trabalho, execute novamente o comando salvando a versão atual sobre a versão anterior.

Atenção! Para abrir um projeto novamente lembre-se de executar o caminho:

File > Pajek Project File > Read

Não confunda com o comando que utilizamos para abrir informações da rede.

Para acessar informações sobre a rede, tais como densidade, quantidades de laços, tipos de laços, centralidade média, execute o caminho:

Network > Info > General

A caixa de diálogo aberta permite que você liste os pares mais fortemente ou mais fracamente conectados. Essa função só faz sentido para redes valoradas, caso contrário basta clicar em ok.

Antes de iniciar a introdução ao *Ucinet*, convém destacar que as partições e os vetores podem ser guardados separadamente, conforme fizemos com a rede. Nesses casos, basta seguir os caminhos:

File > Partition > Save (para guardar partição)

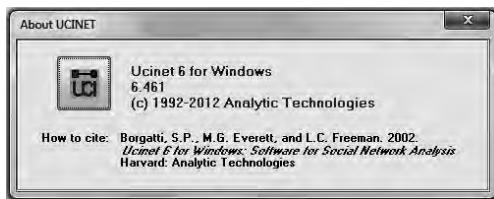
e

File > Vector > Save (para guardar vetores)

Arquivos com informações de atributos contínuos, ou seja, partições, terão a extensão “.clu”, e arquivos de variáveis quantitativas (vetores) terão a extensão “.vec”). É importante se familiarizar com as extensões dos arquivos, para saber onde abrir cada conjunto de informações.

7.2 Criando uma rede no *Ucinet*...

7.2.1 Sobre o *Ucinet*



O *Ucinet* é outro programa de análise de redes amplamente utilizado pelos analistas de redes sociais, desenvolvido por Steve Borgatti, Martin Everett e Lin Freeman. Os criadores do programa cobram preços diferenciados por tipo de licença do programa. Valores menores são concedidos para fins acadêmicos. Entretanto, uma versão para testes está disponível no sítio: <http://www.analytictech.com/Ucinet/>

Ao instalar o programa, automaticamente o usuário instalará o NetDraw, software associado ao *Ucinet* utilizado para visualizar os sociogramas. Como ressaltamos antes, nossa estratégia é introduzir o leitor deste manual nos dois softwares. Na seção anterior, aprendemos a

inserir dados relacionais, atributos, visualizar sociogramas e calcular três medidas de centralidade utilizando o *software Pajek*. Agora vamos repetir esses procedimentos no *Ucinet*. Lembramos que os dois programas são pensados aqui de forma complementar, portanto, vamos apontar como chegar a outras medidas de centralidade que não encontramos no *Pajek*. O analista de rede elegerá seu programa favorito e recorrerá ao outro *software* quando necessário. Aos poucos você irá se familiarizando com as semelhanças e diferenças dos dois programas.

Seguindo o que fizemos com o *Pajek*, vamos introduzir os dados diretamente no *Ucinet* e também com a ajuda de um editor de texto. Além dessas opções, o *Ucinet* oferece a opção de importar/exportar dados do/para *Pajek*. Nesse exercício, importaremos a rede que criamos no *Pajek* e exportaremos a rede que criaremos a seguir no *Ucinet*.

Instale a versão de teste do *Ucinet* em seu computador. Antes de iniciar o trabalho no programa, é útil alterarmos o diretório no qual o programa salvará seus resultados e buscará os dados que serão analisados. Daqui para frente, chamaremos esse diretório de “diretório ativo”.

Após instalar o programa, abra o *software*. A tela principal ou calculadora do *Ucinet* mostra informações sobre o programa, sobre a licença do programa e sobre o diretório ativo. Observe na parte inferior da tela o caminho para o diretório ativo. Para alterá-lo, conforme sua necessidade, clique, no canto inferior direito, sobre o ícone amarelo chamado set default folder (passe o mouse sobre o ícone para ver o nome). Na caixa de diálogo aberta, procure o diretório que você ativará para guardar suas análises. Clique em ok. Verifique na tela principal se o novo diretório foi registrado. Veja também que o endereço que aparece ao lado do ícone também foi alterado.

7.2.2 Método direto de entrada de dados no *Ucinet*

Agora estamos prontos para criar uma nova rede utilizando o *Ucinet*. Elaboramos outro exemplo, agora sobre troca de conselhos entre 10 amigos. O Quadro a seguir mostra quem aconselhou quem:

Quadro 5 – Troca de conselhos entre amigos

Emitiram conselhos	Receberam conselhos
Carlos	Mayra, Elder, Luiz, Thais, Clara, Leo e Maria
Bob	Luiz e Elder
Luiz	Carlos, Mayra, Mel e Bob
Maria	Carlos, Mayra e Elder
Clara	Mel, Mayra e Thais
Mayra	Carlos, Elder, Mel, Thais, Maria, Clara e Leo
Elder	Carlos, Mel e Bob
Mel	Luiz, Mayra, Carlos e Clara
Thais	Leo, Carlos, Elder, Luiz e Bob
Leo	Mel, Carlos e Clara

Fonte: Elaboração própria.

Para entrada de dados diretamente no *Ucinet*, precisamos criar a matriz de adjacência a partir de nossos dados. Como vimos, operações com matrizes são a base matemática da análise de redes sociais. Quando trabalhamos com a ferramenta *Pajek*, não acessamos diretamente a matriz de nossa rede de empréstimos, mas o programa a construiu a partir dos dados que fornecemos.

As matrizes de redes one-mode, como é o caso dos exemplos que trabalhamos neste exercício, são sempre matrizes quadradas (o número de colunas é igual ao número de linhas). Como nossa abordagem aqui considera apenas a presença ou a ausência de laços entre as diádes da rede, nossas matrizes são binárias, isto é, formadas pelos valores 0 e 1. O tamanho da matriz, por sua vez, é igual ao número de nodos da rede. No exemplo acima, os conselhos são trocados entre 10 amigos, portanto nossa matriz terá o tamanho 10x10.

O *Ucinet* oferece a possibilidade de construirmos a matriz a partir de um editor de matriz (*matrix editor*) e de um editor de matriz excel (*excel matrix editor*), que podem ser acessados diretamente do programa. Se preferir, você pode construir sua matriz no *Excel*, copiar e colar em algum dos editores de matriz do programa. Neste exemplo, vamos utilizar o editor de matriz. Siga o caminho:

Data > Data editors > Matrix editor

Você deve usar a primeira coluna e a primeira linha para digitar a identificação dos nodos. Digite a identificação dos nodos a partir da segunda célula da primeira coluna. Nomes compostos não devem ser separados por espaço. Exemplo: para Antonio Carlos digite AntonioCarlos. Em seguida preencha a etiqueta das colunas; utilize o seguinte caminho:

Labels > Copy rows to columns

O próximo passo é adequar a dimensão da matriz ao tamanho da rede. Na caixa de diálogo Dimensions do editor de matriz (segunda caixa do canto direito), informe o número de linhas e de colunas da matriz, isto é, a quantidade de nodos da rede. Neste exercício trabalhamos com uma rede *One-Mode* de tamanho 10, logo digite 10 em *Rows* e em *Cols*.

Vamos agora informar as relações entre os atores. Comece digitando zeros na diagonal da matriz, pois a diagonal representa os loops e, neste exemplo, esse tipo de laço não existe. Preencher a diagonal com zeros diminui as chances de erros! O passo seguinte será apontar quem deu conselho a quem. Tendo o quadro acima como referência, marque com valor 1 o vértice entre o conselheiro (*ego*) e os seus aconselhados (*alters*). Você deve ter em mente, ao digitar os dados, que cada linha da matriz mostra a origem da relação (o conselheiro) e as colunas são os destinos dos recursos (os aconselhados). Assim, se queremos digitar as informações sobre quem Carlos aconselhou, devemos digitar o valor um (1) na interseção entre a linha de Carlos e as colunas dos atores que receberam os conselhos. Por exemplo, se Carlos aconselhou Luiz e Clara, devemos digitar o valor 1 nas células onde a linha de Carlos cruza as colunas de Luiz e Clara, conforme o exemplo a seguir:

	Carlos	Bob	Luiz	Maria	Clara	Mayra	Elder	Mel	Thais	Leo
Carlos	0		1		1					

Depois de informar os laços presentes na matriz, preencha as células vazias com o valor 0. Uma vantagem em utilizar o editor de matriz do *Ucinet* é que ele oferece uma opção para preencher as células vazias com zero. Execute o caminho:

Fill > Blanks w/0s

A Figura 70 mostra o resultado final.

Figura 70 – Matriz 10 x 10 troca de conselhos com identificação dos atores

	Carlos	Bob	Luiz	Maria	Clara	Mayra	Elder	Mel	Thais	Leo
Carlos	0,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000
Bob	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
Luiz	1,000	1,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	1,000	0,000	0,000
Maria	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000	1,000	0,000	0,000	0,000
Clara	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	1,000	1,000	0,000
Mayra	1,000	0,000	0,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000
Elder	1,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000
Mel	1,000	0,000	1,000	0,000	1,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Thais	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000	1,000
Leo	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000

Fonte: Elaboração própria. *Software Ucinet*.

Salve o arquivo utilizando:

File > Save

Feche a janela. A matriz foi guardada no diretório que você escolheu anteriormente. Seus dados estão prontos para serem lidos pelo *Ucinet*.

Atenção! É importante saber que os dados produzidos no *Ucinet* geram dois arquivos “gêmeos”. Uma arquivo possui a extensão *.##d* e o outro a extensão *.##h*. Examine o diretório onde você guardou sua matriz. Veja que há dois arquivos com o mesmo nome, mas com extensões diferentes. Caso você deseje mover os dados para outro diretório ou enviá-los a um amigo, será necessário mover ou enviar os dois arquivos (“*.##d*” e “*.##h*”).

7.2.3 Como visualizar redes no *Ucinet*

O *Ucinet* utiliza um *software* auxiliar chamado *NetDraw* para criar representações da rede em sociogramas. Lembre-se que, ao instalar o *Ucinet* em seu computador, o *NetDraw* foi instalado automaticamente.

Você pode abrir esse programa a partir da tela principal do *Ucinet*, executando:

Visualize > NetDraw

Para visualizar o sociograma, execute o caminho:

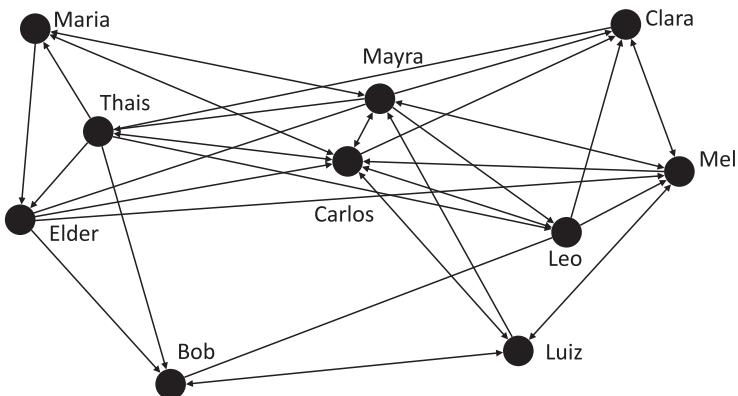
File > Open > Ucinet dataset > Network

Na caixa de diálogo aberta, procure o arquivo que deseja visualizar. Se você o guardou no diretório ativo será fácil encontrá-lo. Selecione o arquivo e clique em ok. Sua rede aparecerá na tela principal do programa.

Se tudo ocorreu bem, o gráfico de sua rede foi criado. Note que as etiquetas da matriz nomeiam os nodos da rede. Atente-se também que no canto direito da tela existem duas abas: uma com informações sobre as relações e outra com informações sobre os nodos. Para mudar de uma para outra, basta clicar sobre a palavra Nodes se deseja ver as informações sobre os atores ou sobre a palavra Rels se você quer ver as informações sobre relações. Veja que você pode marcar ou desmarcar atores e relações de acordo com o que você deseja representar no gráfico. No caso das relações, essa função será mais útil em redes Multiplex.

A primeira representação feita pelo programa nem sempre é a melhor. Examine a imagem gerada e procure eliminar sobreposição de pontos e linhas. Evite deixar a linha entre dois nodos sobrepor um terceiro nodo. Procure posicionar os nodos de forma a evitar linhas cruzadas. Para alterar a imagem elaborada, clique sobre os pontos, segure e arraste, posicionando-os no lugar que achar mais adequado.

Você pode mudar o tamanho, a cor e a forma dos nodos, das setas e da identificação dos nodos da rede. Na tela principal do NetDraw, você poderá trabalhar com o menu Properties para formatar seu sociograma. Teste as opções de Nodes e Lines para os nodos e linhas, respectivamente. O sociograma da Figura 71 foi criado no NetDraw. Aplique o que você aprendeu para elaborar um dígrafo igual.

Figura 71 – Rede de aconselhamento

Fonte: Elaboração própria. Software Netdraw.

Após editar o sociograma, guarde sua figura para utilizá-la em seus textos e apresentações. O *Ucinet* permite salvar o desenho definitivo no formato “.jpeg”. Execute o caminho:

File > Save Diagram As > Jpeg

Você também pode salvar um trabalho não concluído do sociograma para terminá-lo posteriormente. Neste caso, salve o arquivo com a extensão “.vna”. Execute o caminho:

File > Save Data As > Vna

Para continuar a edição em outro momento, bastará abrir o NetDraw e acessar o arquivo “.vna” seguindo o caminho:

File > Open > Vna text file > Complete

7.2.4 Como criar uma rede no Ucinet com ajuda de um editor de texto

Um problema comum que podemos encontrar ao organizarmos nossos dados refere-se ao tamanho da rede estudada. Quando analisamos redes muito grandes, a construção da matriz de adjacência pode ser muito trabalhosa. Nesses casos, temos a opção de utilizar um editor de texto para entrar com os dados no *Ucinet*. Vamos ao trabalho!

Abra o bloco de notas de seu computador. Na primeira linha do arquivo, você deve digitar a seguinte linha de comando:

```
dl, n=10, format=nodelist1, labels embedded data:
```

Observação: n representa o número de atores da rede. No nosso exemplo, o tamanho de nossa rede é 10.

A partir da segunda linha, você digitará as informações sobre as relações de cada ator. Primeiro você deve digitar o nome do *ego* (o conselheiro); logo em seguida, na mesma linha, digite os nomes dos *alters* (os aconselhados pelo ego). Separe os nomes pressionando uma vez a tecla tab ou a barra de espaço. No nosso exemplo, Bob enviou um conselho a Luiz e a Leo; logo em frente à identificação de Bob vamos digitar Luiz e Leo, conforme a seguir:

```
Bob    Luiz    Leo
```

Atenção: a identificação de cada nodo deve ser exatamente igual todas as vezes em que for digitada, caso contrário o nodo será considerado como um novo ator toda vez que seu nome for digitado errado. Não utilize nomes compostos. Você notou que, se você utilizar um nome composto, o programa considerá que se trata de dois atores e não apenas um. Se necessário, junte os nomes compostos, também evite utilizar acentos. Exemplo: para a identificação Carlos Antônio, digite CarlosAntonio. Você pode copiar e colar a primeira digitação do nome para evitar erros. O resultado final é mostrado na Figura 72. Salve o arquivo e feche o bloco de notas.

Figura 72 – Arquivo .txt pronto para ser importado pelo Ucinet

```
dl, n=10, format=nodelist1, labels embedded data:
Carlos Mayra Elder Luiz Thais clara Leo
Bob Luiz Leo
Luiz Carlos Mayra Mel Bob
Maria Carlos Mayra Elder
Clara Mel Mayra Thais
Mayra Carlos Elder Mel Thais Maria clara
Elder Carlos Mel Bob
Mel Luiz Mayra Carlos Clara
Thais Leo Carlos Elder Luiz Bob
Leo Mel Carlos Clara
```

Caso queira, você pode utilizar um *software* de apoio para preparar os dados, desde que ele lhe permita salvar os dados como aquivo de texto (.txt).

Agora basta abrir o *Ucinet* e executar o caminho:

Data>Import text file> DL...

A caixa de diálogo *Import DL Text File* será aberta. Clique em “...” e abra o arquivo .txt. Clique em ok. Se tudo tiver ocorrido bem, o programa mostrará sua matriz em um *output* no formato .txt e salvará os arquivos “gêmeos” com os dados da rede no seu diretório ativo. Caso ocorra algum erro, será emitida uma mensagem; nesse caso você deve abrir seu arquivo no bloco de notas e procurar o erro. Verifique no arquivo de “.txt” se a linha de comando está correta, inclusive a informação sobre o tamanho da rede.

7.2.5 Inserindo atributos dos atores na análise.

Após criar nossa rede no *Ucinet*, seja diretamente no programa ou com o apoio do editor de texto, podemos inserir informações sobre os atributos dos atores. Vamos construir um arquivo a partir de nossa matriz de adjacência para entrar com os atributos dos atores. Acesse a tela principal do *Ucinet* e abra o editor de matriz seguindo o caminho *Data > Data editors > Matrix editor*. No editor de Matriz, utilize o comando *File > Open* para abrir a matriz de adjacência da rede para a qual criaremos os atributos.

No canto direito, altere a dimensão da matriz (*Matrix dimensions*), reduza o número de colunas para o número de tipos de atributos que deseja inserir. Neste exemplo, vamos trabalhar com dois atributos: sexo e time de futebol favorito. Logo, precisaremos de uma matriz 10 x 2 (dez linhas e duas colunas). Na caixa *Dimensions*, mude o número de colunas (*cols*) substituindo 10 por 2 e tecle *enter*. Perceba que sua matriz passou a ter apenas duas colunas. Altere o nome das etiquetas das colunas. Substitua o nome “Carlos” na etiqueta da primeira coluna por “Sexo” e o nome “Bob” na etiqueta da segunda coluna por “Time”. Vamos utilizar 1 para o sexo feminino e 2 para o sexo masculino. Utilize 1 para torcedores do Cruzeiro (Carlos, Bob, Mayra, Elder, Mel e Thais), 2 para torcedores

do Atlético-MG (Leo e Clara) e 3 para torcedores do América-MG (Luiz e Maria). Ao final do processo, sua tela deverá estar igual à representada na Figura 73.

Figura 73 – Matriz de atributos da rede de conselho

	Sexo	Time
Carlos	2	1
Bob	2	1
Luiz	2	3
Maria	1	3
Clara	1	2
Mayra	1	1
Elder	2	1
Mel	1	1
Thais	1	1
Leo	2	2

Fonte: Elaboração própria no *Ucinet*. Dados fictícios.

Chegou o momento de salvar seu trabalho, mas atenção! Estamos construindo a matriz de atributos a partir da matriz de adjacência da rede que contém nossas informações relacionais. Logo, é necessário **utilizar a opção “salvar como” para não perder a matriz de adjacência**. Siga o caminho:

File > Save as

Escolha um nome, feche o editor de matriz e abra o NetDraw. Para representar os atributos, abra a rede de conselhos que criamos e execute o seguinte caminho para abrir as informações sobre os atributos:

File > Open > Ucinet dataset > Attribute data

Para visualizar os atributos no sociograma, você deve trabalhar com as opções do menu Properties. Para mudar as cores, siga o caminho:

Properties > Nodes > Symbols > Color > Attribute based

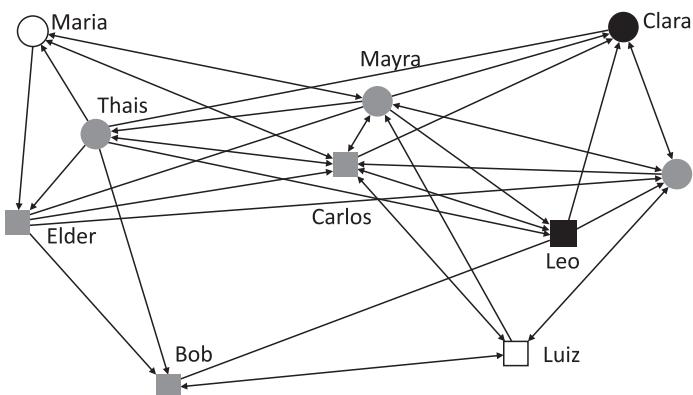
Na caixa de diálogo, selecione o atributo time e escolha cores diferentes para representar os times de futebol: Cinza = Cruzeiro; Preto = Atlético-MG; Branco = América-MG. Confirme as alterações clicando em ✓ e feche a caixa de diálogo.

Para alterar a forma dos nodos, execute o caminho:

Properties > Nodes > Symbols >Shape > Attribute based

Escolha formas distintas para representar o sexo: círculo para o sexo feminino e quadrado para o sexo masculino. Confirme as alterações clicando em ✓ e feche a caixa de diálogo. A Figura 74 mostra a rede com os atributos.

Figura 74 – Rede de conselhos, sexo e time favorito



Fonte: Elaboração própria. Software Netdraw.

7.2.6 Medidas de centralidade no Ucinet

Você pode calcular as medidas de centralidade que já discutimos e que ainda discutiremos neste livro utilizando a calculadora do *Ucinet*. Os resultados são emitidos em dois tipos de arquivos: um “.txt”, aberto automaticamente, e os arquivos “gêmeos” (“.##d” e “.##h”), que podem ser abertos no editor de matrizes. Os primeiros arquivos não são salvos no computador, mas os segundos são guardados no diretório ativo. Os resultados registrados nos arquivos do *Ucinet* são úteis para copiar

os valores para outros softwares, tais como *Excel*, *spss*, *Word* etc. Para calcular as centralidades, execute o caminho a seguir conforme a opção que deseja:

Network > Centrality and Power > Degree... / Eigenvector / Closeness / Freeman Betweenness

As centralidades podem ser calculadas também diretamente do NetDraw. Essa opção é útil para quando desejamos representar as centralidades no sociograma. Para calcular as medidas de centralidade no NetDraw, execute:

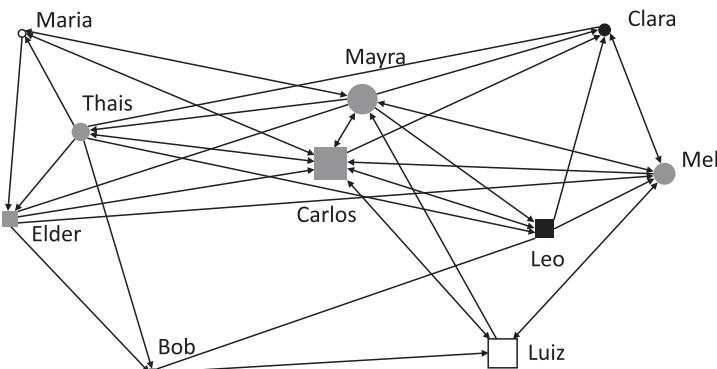
Analysis > Centrality measures

Na caixa de diálogo, marque as centralidades que deseja calcular, escolha a direção dos laços conforme a natureza da rede (se orientada ou não orientada) e clique em ok. Para representar as centralidades na rede, execute o caminho:

Properties > Nodes > Symbols > Size > Attribute-based

Na caixa de diálogo, escolha a centralidade que deseja representar. No sociograma a seguir, representamos a centralidade de intermediação na rede de conselhos:

Figura 75 – Rede de conselhos, sexo, time favorito e centralidade de intermediação



Fonte: Elaboração própria. Software Netdraw.

7.2.7 Importar / Exportar redes entre os softwares Pajek e Ucinet

Defendemos neste manual o uso dos programas numa perspectiva complementar e não alternativa. Entretanto, vimos que o processo de organização e introdução de dados nos dois softwares é bastante trabalhoso. Seria desanimador repetir o processo de entrada de dados nos dois programas. Para não duplicar nosso trabalho, nós podemos utilizar uma função do *Ucinet* para importar dados organizados no *Pajek* ou exportar para o *Pajek* dados organizados no *Ucinet*. Nas duas últimas seções deste exercício vamos aprender as duas funções.

7.2.8 Como importar uma rede criada no Pajek para o Ucinet

Para importar os dados de uma rede criada no *Pajek* através do *Ucinet*, execute o caminho:

Data > Import text file > Pajek

A tela de *Import Pajek Net Files* será aberta. Na caixa diálogo *Input Pajek file*, clique no botão *Browser File* () e procure o arquivo com as informações da rede que foi criada no *Pajek*. Clique em *ok*.

Os arquivos do *Ucinet* com informações da rede importada foram salvos no diretório ativo. Você pode visualizá-la diretamente na pasta e verificar o resultado de seu trabalho visualizando a rede no *NetDraw* ou no editor de matriz, conforme aprendemos acima.

7.2.9 Como exportar uma rede criada no Ucinet para o Pajek

O processo para exportar uma rede criada no *Ucinet* para o *Pajek* é similar. Execute o caminho:

Data > Export > Pajek > Network

Note que é possível exportar as informações sobre atributos categóricos (o que, no *Pajek*, corresponde às Partições) escolhendo a opção *Categorical Attribute*. Também é possível exportar atributos quantitativos (chamados de vetores no *Pajek*) clicando em *Quantitative Attribute*.

Na caixa de diálogo (Input) – *Network* dataset, clique no botão Browser File () e procure o arquivo com os dados que você quer exportar para o *Pajek*. Clique em ok. A tela Launch *Pajek* Program será aberta. Certifique-se de que a localização do *Pajek* está correta na caixa de diálogo Location of *Pajek* program e clique em ok. O arquivo com os dados preparado para o *Pajek* será salvo no diretório ativo.

CAPÍTULO 6 – NUANCES DO PODER: OUTRAS MEDIDAS DE CENTRALIDADE

Este artigo analisa uma resolução histórica desta contradição na construção do Estado: a tomada do poder, no começo do século XV, por parte de Cosimo de Medici na Florença renascentista. Focamos basicamente a análise da estrutura e da emergência sequencial das redes de casamento, econômicas e de domínio que constituíram o partido dos Medici, usado por Cosimo, em 1434, para controlar o embrionário Estado Florentino (PADGETT; ANSELL, 1993).

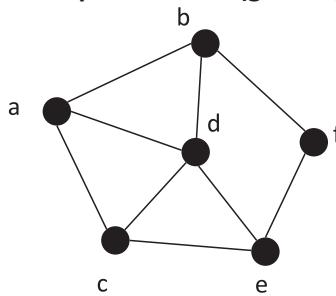
1. Centralidade de proximidade (Closeness)

Analisamos antes a centralidade dos nodos e dos grafos do ponto de vista do que poderíamos chamar o “centro gravitacional”. Isto é, perguntamos se há um nó, ou vários, com a capacidade de puxar as relações ou de ser um centro de influxo para os outros nodos.

Porém, a centralidade admite uma segunda perspectiva. Pode um agente interagir de forma rápida com outros? Está próximo dos outros? Em processos de difusão de informação esse fator é importante.

Hakimi (1965) e Sabidussi (1966), apud Wasserman e Faust (1994), definiram que os nós centrais possuem caminhos curtos quando se relacionam com seus *alters*. Assim, a proximidade é outra forma de aferir a centralidade, entendida desta vez como capacidade de influência. Para tanto, é preciso identificar a distância mínima com a qual um agente atinge o maior número de seus pares numa estrutura em rede.

Observemos o grafo seguinte e sua respectiva matriz de adjacência (WASSERMAN; FAUST, 1994):

Figura 76 – Centralidade de proximidade (grafo tipo)**Tabela 13 – Matriz de adjacência do grafo que aparece na Figura 76**

	a	b	c	d	e	f
a	0	1	1	1	0	0
b	1	0	0	1	0	1
c	1	0	0	1	1	0
d	1	1	1	0	1	0
e	0	0	1	1	0	1
f	0	1	0	0	1	0

Fonte: Elaboração a partir de Wasserman e Faust, 1994

1.1 Qual é o nodo de maior centralidade? Por quê?

Vamos contar as geodésicas de cada nodo (Atenção: não é a matriz de distâncias geodésicas!!!). O leitor deve ser consciente de que se trata de um caso simplificado para efeitos da demonstração de um conceito, em que as geodésicas são de tamanho d=1.

Tabela 14 – Número de geodésicas no grafo da Figura 76

a	3
b	3
c	3
d	4
e	3
f	2

Fonte: Elaborado a partir de Wasserman e Faust, 1994

Se aplicarmos o conceito de grau nodal, resulta óbvio que **d** é o ator de maior centralidade. Porém, aqui há algo contraintuitivo, porque **d**, apesar de ter quatro geodésicas, não concentra todas as vantagens na estrutura. Por exemplo, o ator **f** não é atingido diretamente por **d**, o que, do ponto de vista do controle, é uma vantagem frente aos outros nodos. Ao mesmo tempo, **f** possui duas geodésicas para atingir seus colegas, o que demonstra seu entrosamento na rede, pois não depende de um único nó. Sendo assim, **f** possui uma dupla vantagem, pode atingir rápido e está longe daquele que mais pode atingir. Essa nuance é captada pelo índice de centralidade de proximidade ou closeness. A sua fórmula de cálculo é a seguinte:

$$C_c(n_i) = 1 / \sum_{i=1}^g d_i$$

O algoritmo anterior indica o inverso da soma das distâncias geodésicas aos outros nodos.

Tabela 15 – Centralidade closeness no grafo da Figura 76

a	3	1/3= 0,33
b	3	1/3 = 0,33
c	3	1/3= 0,33
d	4	1/4=0,25
e	3	1/3= 0,33
f	2	1/2 = 0,50

Fonte: elaborado a partir de Wasserman e Faust, 1994

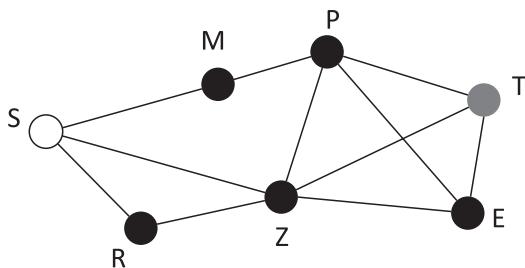
2. Centralidade de intermediação (*Betweenness*)

Outra perspectiva da centralidade destaca que as interações entre atores não adjacentes podem depender de atores intermediários. Intermediar é uma forma de poder dentro de uma rede, pois outorga a

capacidade de facilitar ou obstruir, de forma seletiva, fluxos de informação ou de recursos que circulam por uma estrutura reticular.

Observemos o seguinte grafo:

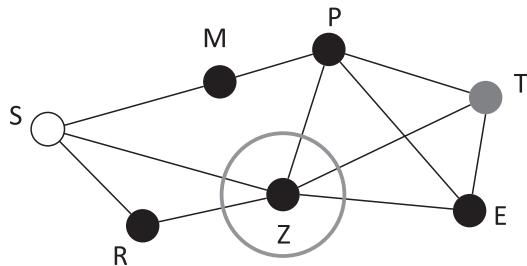
Figura 77 – Centralidade de intermediação (grafo tipo)



Fonte: Elaboração própria

Qual é o nodo com maior poder de intermediação? À diferença da centralidade de grau, esse tipo de propriedade é mais difícil de captar por simples inspeção visual. Uma forma técnica para discernir o poder de intermediação consiste em identificar quantas geodésicas passam por um determinado nó. No grafo anterior, Z é o intermediário que controla o maior número de distâncias geodésicas. De fato, intermedia entre $d(S,E)=2$; $d(S,T)=2$; $d(S,P)=2$.

Esse tipo de centralidade é aceito pelos sociômetras com algumas ressalvas (WASSERMAN; FAUST, 1994). Dado que estamos analisando dados interdependentes, não é realista assumir a suposição, bastante discutível, de que todas as geodésicas, entre quaisquer nodos k e j, que passam por i, são equiprováveis. De fato, o mesmo pode ser questionado de todas as medidas de centralidade até agora estudadas. A solução para esse tipo de questionamento precisou esperar até meados dos anos oitenta, quando os matemáticos e estatísticos desenvolveram modelos probabilísticos mais sofisticados com o intuito de estimar a formação de relações num processo social que se estrutura como uma rede. Os modelos mais avançados são conhecidos hoje como a família de Grafos Exponenciais Randômicos (*Exponential Random Graphs, ERG*).

Figura 78 – Z, o nó com maior grau de intermediação (grafo tipo)

Fonte: Elaboração própria

A fórmula de cálculo é:

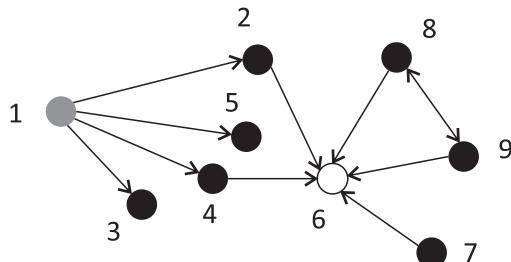
$$C_B(n_i) = \sum_{j < k} g_{jk(i)} / g_{jk}$$

A conta capta a proporção total de geodésicas entre j e k que passam por i .

3. Grau de prestígio

Numa estrutura em rede, uma diferença básica consiste em saber se um ator é muito procurado pelos seus pares ou se, pelo contrário, possui muita iniciativa na construção de suas relações.

Observemos a diferença entre os nodos 1 e 6:

Figura 79 – Grau de prestígio

Fonte: Elaboração própria

O indicador de prestígio é o *indegree*

O *indegree* de um nodo é o número de arcos que terminam em n_i .
A notação é

$$D_i(n_i)$$

O *outdegree* de um nodo é o número de arcos que se originam em n_i

$$D_o(n_i)$$

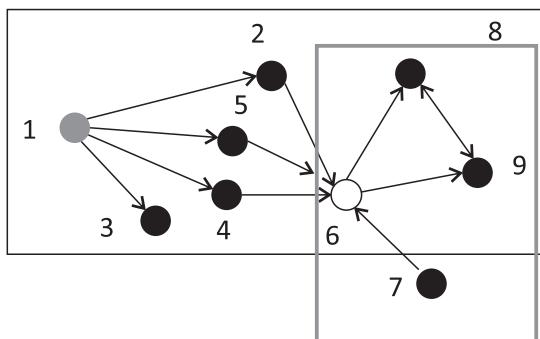
4. Prestígio de proximidade (*Reach centrality*)

Outra forma de reconhecer o poder de um ator consiste em determinar seu raio de influência. Isto é, seu domínio de influência. Observemos a Figura 80; quantos nodos direta e indiretamente 1 e 7 atingem?

4.1 Domínio de influência I_i

Número de atores ligados direta ou indiretamente a i . Âmbito para atingir e ser atingido.

Figura 80 – Prestígio de proximidade



Fonte: Elaboração própria

O seguinte indicador permite calcular a proximidade no domínio de influência, consistindo na razão entre:

$$P_p(n_i) = \frac{l_i/(g - 1)}{\sum d(n_j, n_i)/l_i}$$

Proporção de atores que podem ser atingidos por i dividido pela média das distâncias no domínio de influência de i.

Varia de 0, nenhuma proximidade ao conjunto de atores, até 1, plena adjacência. O índice de proximidade do nó 1 no grafo anterior é:

$$P_p (n_1) = 0,51$$

5. Status ou ranking de prestígio: o poderoso entre os poderosos

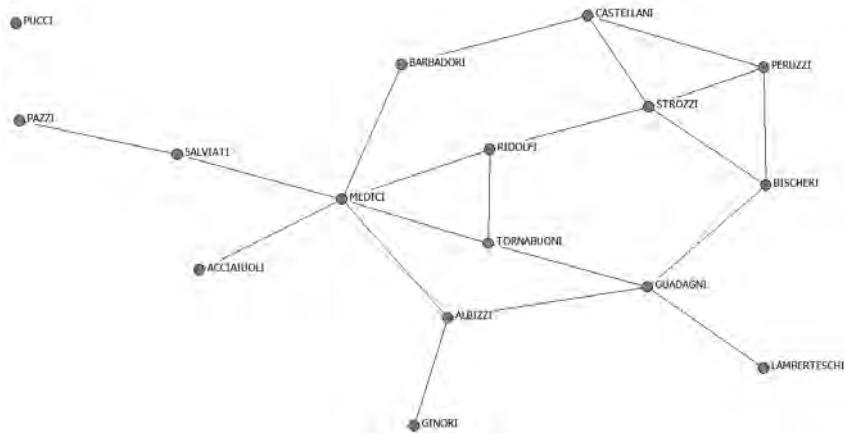
Em estrito sentido sociológico, as medidas de centralidade anteriores não entregam um comparativo real do poder dentro de uma rede social. Isto é, de um ponto de vista relacional, os agentes ganham poder na medida em que são reconhecidos ou procurados por outros agentes; ter poder é usufruir de uma posição de reconhecimento como alguém importante. Nesse fato se sustentam as ideias clássicas de Max Weber sobre o poder e o *status*. Assim, o poder em sentido weberiano é a capacidade de influir na vontade alheia, enquanto que o *status* é o reconhecimento recebido em virtude do nível educativo daquele que é tido como importante.

De que forma os analistas de redes conseguiram mensurar o *status* de um agente para logo construir o *ranking* comparativo de toda uma rede? A resposta envolve a solução de um problema nada trivial. Observemos na Figura 81 o grafo das famílias florentinas, correspondente à clássica pesquisa de Padgett (1993).

O dígrafo representa, pelo tamanho dos nodos, a centralidade indegree das famílias florentinas em suas trocas matrimoniais. Note-se que os Médici e os Strozzi aparecem adjacentes a outras famílias que, por sua vez, possuem scores importantes de centralidade. Os analistas de redes descobriram que um verdadeiro ranking de popularidade devia levar em conta se nodos muito populares eram escolhidos por nodos também populares. Não é igual receber um elogio de alguém socialmente relevante e de alguém considerado como inferior. Agora, a mensuração desse fato choca com a natureza interdependente das observações, pois

os Médici são importantes porque são escolhidos pelos Ridolfi, também importantes, os quais, por sua vez, são escolhidos pelos Strozzi, e estes são escolhidos pelos Ridolfi, também escolhidos pelos Médici, o que conduz a uma circularidade sem fim. Quem é a fonte de reconhecimento para quem?

Figura 81 – Grafo das famílias florentinas



Fonte: Elaboração própria com *Ucinet* 6 (Borgatti et al. 2002)

Wasserman e Faust (1994) explicam que os matemáticos, para solucionar esse problema de regressão infinita, postularam que o ranking de um agente qualquer é uma função dos rankings de todos seus *alters*:

$$P_R(n_i) = x_{1i}P_R(n_1) + x_{2i}P_R(n_2) + \dots + x_{gi}P_R(n_g).$$

Isso significa que todas as colunas de uma matriz, as quais indicam as escolhas dos *alters* para qualquer *ego*, permitem computar o *ranking* de qualquer agente, ao multiplicar as entradas da *i*ésima coluna pelo ranking do ator respectivo da coluna *i*.

Se tomarmos uma sociomatriz \mathbf{X} e colocarmos o conjunto dos índices do ranking num vetor:

$$\mathbf{p} = (P_R(n_1), P_R(n_2), \dots, P_R(n_g))'$$

Podemos escrever este sistema de equações como:

$$\mathbf{p} = \mathbf{X}' \mathbf{p}.$$

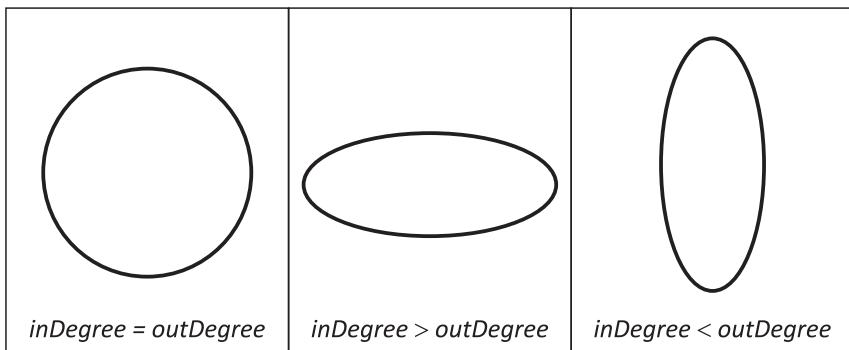
X' é uma magnitude conhecida como eigenvalue (valor próprio ou idiossincrático), constitui um multiplicador constante da matriz original, o qual altera proporcionalmente todos os vértices da matriz. Essa magnitude constante, para o caso do ranking de prestígio, permite solucionar o problema da circularidade ou regressão infinita, pois, ao padronizar todos os valores das colunas, o eigenvalue será igual a 1, o que constitui um ponto de referência constante para todos os índices de prestígio na matriz (KATZ, 1953 APUD WASSERMAN; FAUST, 1994). Esse vetor resultante, conhecido também como eigenvector, se expressa da seguinte forma:

$$\mathbf{p}_1 = (P_R(n_1), P_R(n_2), \dots, P_R(n_g))'$$

6. Exercícios

A partir deste capítulo vamos trabalhar com a rede dos 20 clubes da 1ª divisão do campeonato brasileiro em 2017 cujas relações representam as transferências de jogadores neste ano. Os dados que utilizamos podem ser acessados nos seguintes sites: www.futebol365.pt ou www.giars.ufmg.br.

Elaboramos o dígrafo da rede (Figura 82) utilizando o software *Pajek*. Na figura o tamanho e a forma dos nodos representam a movimentação de jogadores entre os clubes, conforme o quadro abaixo:



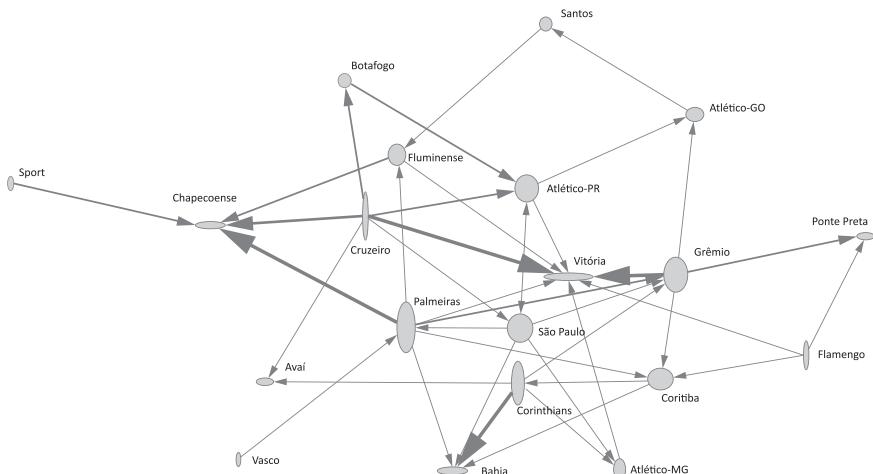
O *inDegree* refere-se ao número de clubes que transferiram jogadores para o clube ego. Por sua vez, o *outDegree* mostra para quantos clubes o clube ego cedeu jogadores. Para que todos os nodos ficassem

visível na figura somamos 1 aos indicadores de grau nodal apenas para construir a representação por meio do dígrafo.

Note que o tamanho e o formato dos nodos da rede se referem às relações entre os clubes e não à quantidade de jogadores transferidos. A quantidade de jogadores que um clube enviou ou recebeu de outro clube esta representada pela espessura das linhas. A posição dos nodos no dígrafo foi organizada segundo o algoritmo Kamada-Kawai.

Embora a rede seja valorada (o número de jogadores transferidos varia entre os pares de clubes), para os exercícios a seguir transformamos os dados em uma rede binária, isto é, consideramos apenas se houve ou não uma transferência.

Figura 82 – Rede de tranferências de jogadores realizadas em 2017 entre os 20 clubes da 1^a divisão do campeonato brasileiro de futebol.



Fonte: Elaboração própria.

1) Vamos começar observando a rede de transferências de jogadores entre os 20 clubes da 1^a divisão (Figura 82). Nesta rede há 4 *path* de tamanho 6 que representam o diâmetro da rede, por exemplo: $d(\text{Flamengo}, \text{Chapecoense} = 6)$. Indique abaixo os 5 clubes do *path* que liga o Flamengo à Chapecoense.

Flamengo; _____; _____; _____; _____;
_____; Chapecoense

2) Qual é o tamanho da distância inversa? Isto é: qual é o caminho da Chapecoense até o Flamengo?

3) Identifique na rede os 4 clubes que não podem ser alcançados por nenhum outro.

1. _____; 2. _____; 3. _____; 4. _____.

4) Na rede representada acima foram observados 41 laços direcionados entre os 20 clubes da 1^a divisão. Com base nesta informação pede-se que você:

- a. calcule a densidade (Δ) da rede.
- b. Interprete o resultado. O que o valor da densidade sugere?

5) A Tabela 16 mostra os graus de centralidades *indegree* e *outdegree* dos clubes da 1^a divisão do campeonato brasileiro em 2017 na rede de transferências de jogadores. Analise a tabela e aponte os clubes que apresentaram um comportamento ativo no mercado brasileiro da 1^a divisão? Isto é, quais times foram os principais compradores e os principais fornecedores nas transferências de jogadores entre a elite do futebol brasileiro em 2017?

Tabela 16 – Centralidades *indegree* e *outdegree*

Clubes	<i>Indegree</i>	<i>Outdegree</i>	Clubes	<i>Indegree</i>	<i>Outdegree</i>
Cruzeiro	0,000	31,579	Vitória	36,842	0,000
Flamengo	0,000	15,789	Atlético-GO	10,526	5,263
Vasco	0,000	5,263	Atlético-MG	5,263	10,526
Palmeiras	10,526	31,579	Coritiba	15,789	10,526
São Paulo	15,789	15,789	Botafogo	5,263	5,263
Sport	0,000	5,263	Chapecoense	21,053	0,000
Atlético-PR	15,789	15,789	Ponte Preta	10,526	0,000
Grêmio	15,789	21,053	Santos	5,263	5,263
Fluminense	10,526	10,526	Corinthians	5,263	26,316
Bahia	21,053	0,000	Avaí	10,526	0,000

Fonte: Elaboração própria. Software Ucinet.

6) Os seguintes graus de centralização da rede foram observados: *indegree*: 28,95% e *outdegree*: 23,10%. Explique o que estas medidas sugerem em relação à estrutura da rede?

7) A Tabela 17 mostra as centralidades de proximidade de entrada e de saída dos clubes da 1^a divisão do campeonato brasileiro em 2017 na rede de transferências de jogadores. Analise a tabela e identifique os clubes que são alcançados facilmente e aqueles que alcançam mais rápido outros clubes da rede.

Tabela 17 – Centralidades de proximidade de entrada e de saída

Clubes	Proximidade <i>input</i>	Proximidade <i>output</i>	Clubes	Proximidade <i>input</i>	Proximidade <i>output</i>
Cruzeiro	5,000	20,000	Vitória	15,447	5,000
Flamengo	5,000	14,729	Atlético-GO	10,270	6,149
Vasco	5,000	15,447	Atlético-MG	8,796	13,475
Palmeiras	9,135	14,844	Coritiba	9,406	13,571
São Paulo	9,179	14,286	Botafogo	5,263	14,394
Sport	5,000	5,263	Chapecoense	15,574	5,000
Atlético-PR	9,179	13,869	Ponte Preta	10,160	5,000
Grêmio	9,548	14,074	Santos	10,734	5,846
Fluminense	11,950	5,556	Corinthians	9,048	14,729
Bahia	10,615	5,000	Avaí	9,645	5,000

Fonte: Elaboração própria. Software Ucinet.

8) Compare as centralidades de proximidade com os graus nodais dos atores na rede. Quais são os cinco clubes mais centrais sob cada critério? Há alguma mudança nas cinco primeiras posições quando consideramos critérios de centralidade diferentes?

9) A Tabela 18 mostra o grau de intermediação dos clubes da 1^a divisão do campeonato brasileiro em 2017 na rede de transferências de jogadores. Analise a tabela e identifique os principais intermediadores da rede.

Tabela 18 – Grau de intermediação

Clubes	Grau de intermediação	Clubes	Grau de intermediação
Cruzeiro	0,000	Vitória	0,000
Flamengo	0,000	Atlético-GO	4,532
Vasco	0,000	Atlético-MG	2,315
Palmeiras	0,108	Coritiba	12,865
São Paulo	13,889	Botafogo	0,000
Sport	0,000	Chapecoense	0,000
Atlético-PR	8,090	Ponte Preta	0,000
Grêmio	9,625	Santos	2,193
Fluminense	1,462	Corinthians	13,158
Bahia	0,000	Avaí	0,000

Fonte: Elaboração própria. Software Ucinet.

10) Na rede foi observado um grau de centralização de intermediação de 10,46%. O que podemos afirmar com base nessa informação?

11) A Tabela 19 mostra o grau de centralidade eigenvector dos clubes da 1^a divisão do campeonato brasileiro em 2017 na rede de transferências de jogadores. Analise a tabela e identifique os cinco principais atores sob esse critério.

Tabela 19 – Grau de centralidade eigenvector

Clubes	Eigenvector	Clubes	Eigenvector
Cruzeiro	53,884	Vitória	48,101
Flamengo	19,193	Atlético-GO	18,849
Vasco	10,291	Atlético-MG	25,740
Palmeiras	53,152	Coritiba	37,714
São Paulo	45,987	Botafogo	14,528
Sport	4,471	Chapecoense	23,090
Atlético-PR	39,151	Ponte Preta	13,312
Grêmio	49,561	Santos	8,635
Fluminense	25,748	Corinthians	38,852
Bahia	34,020	Avaí	14,470

Fonte: Elaboração própria. Software Ucinet.

12) Inclua as centralidades de intermediação e de *eigenvector* na comparação realizada anteriormente. O que alterou quando comparamos as cinco primeiras posições sob cada critério?

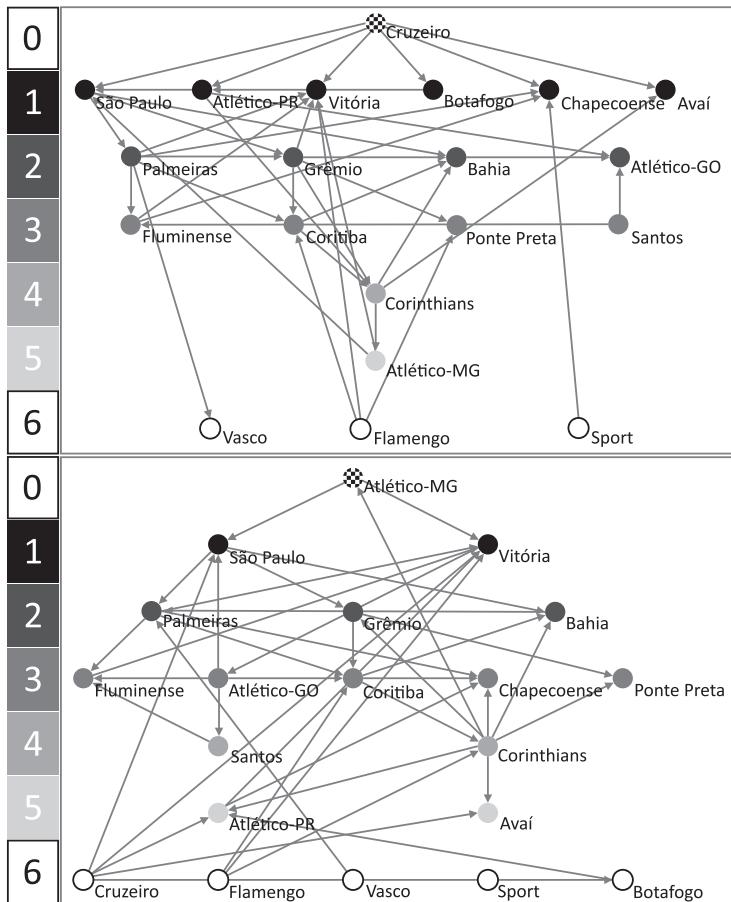
13) A Tabela 20 mostra o tamanho dos domínios de influência (input e output) dos nodos de nossa rede. Quais são os clubes com menor capacidade de influência? Explique o que essa condição significa.

Tabela 20 – Domínios de influência (*input* e *output*)

Clubes	Domínio input	Domínio output	Clubes	Domínio input	Domínio output
Cruzeiro	0	16	Vitória	14	0
Flamengo	0	15	Atlético-GO	11	4
Vasco	0	15	Atlético-MG	10	14
Palmeiras	10	14	Coritiba	10	14
São Paulo	10	14	Botafogo	1	15
Sport	0	1	Chapecoense	15	0
Atlético-PR	10	14	Ponte Preta	11	0
Grêmio	10	14	Santos	12	3
Fluminense	13	2	Corinthians	10	14
Bahia	11	0	Avaí	11	0

Fonte: Elaboração própria. Software Pajek.

14) O dígrafo da rede que estamos analisando foi reorganizado para mostrar os **domínios de influência *outdegree*** dos clubes mineiros Cruzeiro e Atlético no ano de 2017 (Quadro 6). Quais diferenças podemos destacar entre os dois clubes ao comparamos seus domínios de influência *outdegree*?

Quadro 6 – Domínios de influência de Cruzeiro e Atlético-MG

Fonte: Elaboração própria. *Software Pajek*.

CAPÍTULO 7 – ANÁLISE DE SUBGRUPOS

Durante os últimos trinta anos, a investigação social empírica tem sido dominada pela pesquisa por amostragem tipo survey. Mas tal e como é praticado de ordinário, utilizando amostragens aleatórias de indivíduos, o survey é uma máquina sociológica de amassar carne, tirando os indivíduos de seu contexto social e garantindo que ninguém no fenômeno estudado interaja com os demais (ALLEN BARTON, 1968 APUD FREEMAN, 2004).

1. Identificação de subgrupos ou cliques

Se a densidade fala da coesão num sentido global, outro aspecto importante, ao analisar uma rede social, consiste na identificação de setores de uma rede com maior entrosamento relacional. Nessas áreas diferenciadas, a dinâmica do processo social conduz à formação de subgrupos.

Porém, devemos tomar cuidado com as palavras, pois, nesse caso, um grupo não é uma associação de pessoas que se identificam entre si por algum critério explícito de pertencimento ou que seja reconhecida como tal por observadores externos. Não estamos falando, por exemplo, de uma gangue ou de clube de aficionados por xadrez. Quando identificamos subgrupos, dentro de uma rede social, talvez os próprios membros não sejam conscientes dessa condição. Isto é, um subgrupo, entendido como um setor denso dentro de uma rede, pode ou não coincidir com um grupo primário em sentido sociológico.

Wassermann e Faust (1994) resumem quatro propriedades básicas de um subgrupo dentro de um domínio em rede:

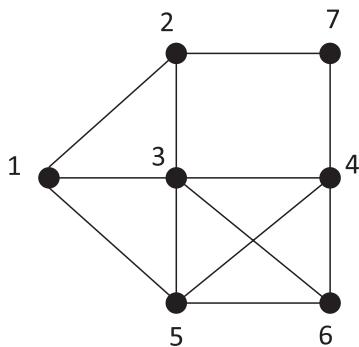
- (1) mutualidade dos laços;
- (2) proximidade ou atingibilidade dos membros do subgrupo;
- (3) frequência dos laços entre os membros;
- (4) frequência relativa de laços entre membros e não membros.

A propriedade básica da coesão de um subgrupo é chamada pelos sociômetras norteamericanos de “*cliquish soubgroup*”. Isto é, um conjunto de agentes com relações de mutualidade que demonstram um padrão de preferências relacionais ao interior do subgrupo em detrimento das relações com agentes externos. Neste trabalho adotamos o anglicismo *clique*, traduzível como panelinha, para expor os critérios técnicos de análise.

Um clique se define como um subgrupo de três ou mais nodos, no qual todos são adjacentes entre si, sem que exista outro nodo que seja adjacente a todos os membros do subgrupo. É importante destacar que o caráter restritivo do conceito de clique torna homogêneos seus membros em termos de suas propriedades de centralidade.

Observemos o grafo seguinte:

Figura 83 – Vários tipos de cliques



Fonte: Elaborado a partir de Wasserman e Faust, 1994

Ao levarmos em conta o critério anterior, plena mutualidade das relações ou adjacência com todos os membros, encontramos que há três subgrupos ou cliques:

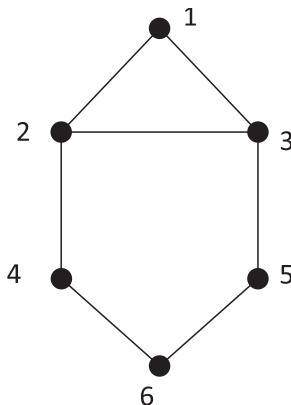
$$\{1,2,3\}, \{1,3,5\} \text{ e } \{3,4,5,6\}$$

2. Coesão: baseada em atingibilidade de diâmetro ou n-clique

Podemos encontrar subgrupos que não se identificam a partir da adjacência total, mas sim pelo fato de que suas distâncias são

relativamente curtas. Dessa forma, é possível definir parâmetros de corte para identificar cliques com geodésicas de n tamanho.

Figura 84 – n-clique



Fonte: Elaborado a partir de Wasserman e Faust, 1994

Um n -clique é um subgrupo no qual a mais longa geodésica entre dois nodos não é maior que n . Formalmente, um n -clique é um subgrafo com um conjunto de nós N_s . A sua notação é a seguinte:

$$d(i,j) \leq n \text{ para todo } n_i, n_j \in N_s$$

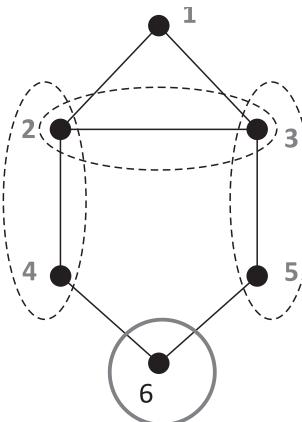
Conforme a Figura 84, temos um clique cuja distância máxima entre os membros é de tamanho $n=1$ e dois cliques cuja distância máxima é de tamanho $n=2$.

1- clique: {1,2,3}

2- clique: {1,2,3,4,5} e {2,3,4,5,6}

3. n- Clã

O critério do diâmetro pode colocar problemas na identificação dos cliques. Observemos novamente o grafo que foi utilizado anteriormente para demonstrar o conceito de n -clique:

Figura 85 – n-Clã

Fonte: Elaborado a partir de Wasserman e Faust, 1994

Desta vez destacamos, em elipses pontilhadas e no círculo cinza, o fato de que, no clique de tamanho 2, conformado pelos nós {2,3,4,5}, há uma situação anômala: a distância de tamanho $d=3$ entre os nós 4 e 5, pois para estes cumprirem com a condição de sua máxima distância $n=2$, devem conectar-se através do nó 6, sendo que este não faz parte, em estrito sentido, do clique identificado.

Para superar esse problema, cria-se uma restrição mais severa chamada de n -clã. Este se define como um clique em que as geodésicas entre os nós não ultrapassam a distância n definida pelo observador.

A sua notação é a seguinte:

$$d(i,j) \leq n \text{ para todo } n_i, n_j \in N_s$$

Como podemos ver, o n -clã torna restritiva a máxima distância ao definir que essa condição vale para todos e cada um dos membros do subgrupo.

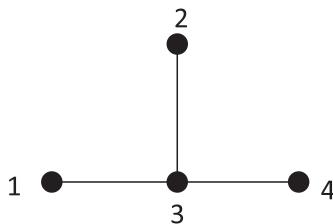
4. Coesão baseada no grau nodal

Outra perspectiva, para enxergar um subgrupo numa rede, consiste em perguntar pela sua robustez como subgrupo. Nem sempre a fortaleza de um grupo reside em que todos os atores estejam conectados entre si.

Uma forma negativa de definir a fortaleza de um subgrupo consiste em afirmar que não seja vulnerável.

Observemos a Figura 86; qual é a debilidade deste subgrupo?

Figura 86 – k-plexo



Há duas formas de identificar a robustez de um subgrupo:

(1) Determinando quantos laços adjacentes, dos possíveis, podem faltar para cada nó. Nesse caso, fala-se de um *k*-plexo.

(2) Determinando quantos laços adjacentes deve ter um nodo. Nesse caso, fala-se de um *k*-nodo.

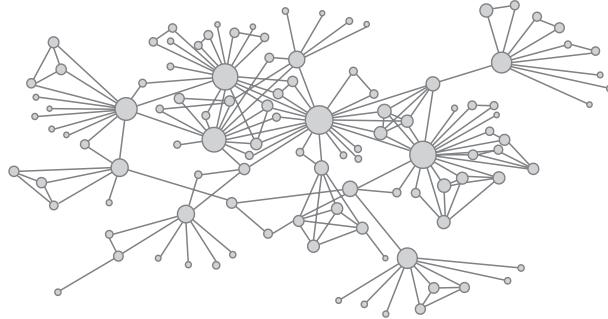
No grafo anterior, para cada nó faltam três arcos, isto é, está presente o número de arcos mínimos para a existência do subgrupo.

- Faltam os arcos reflexivos de cada nó (nesse caso, os manuais de sociometria incluem o loop ou autorrelação).
- Para cada nó, faltam dois arcos de adjacência com cada um de seus *alters*.
- Neste caso, fala-se de um *k*-plexo de grau $k=3$; este coincide com o número total de arcos possíveis por nó ($g - 1$). Isto é, num nível a mais $k=4$, o grafo ficaria desconexo, todos os nós estariam isolados.

5. Exercícios

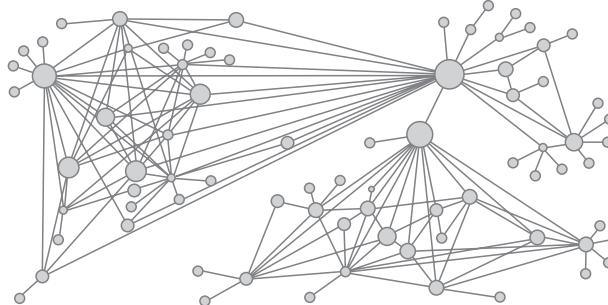
- 1) Examine as Figuras 87 e 88 e circule subgrupos com base nos setores densos das redes.

Figura 87 – Rede 1



Fonte: Elaboração Própria

Figura 88 – Rede 2

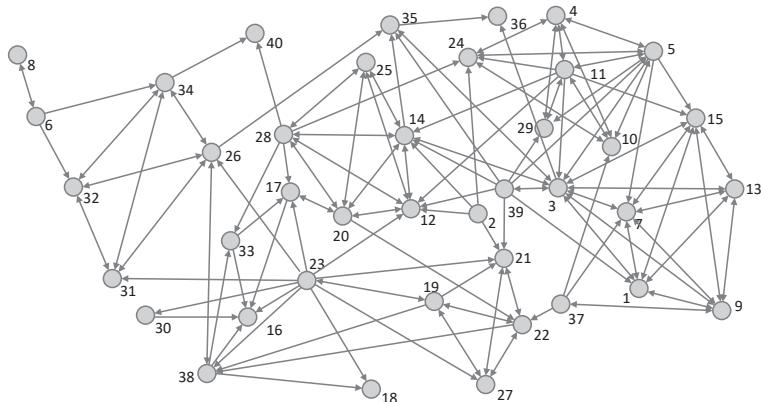


Fonte: Elaboração Própria

2) Examine a Figura 89 e identifique dois cliques de tamanho 4.

Clique 1 = {____, ____ , ____ , ____}; Clique 2 = {____, ____ , ____ , ____}

Figura 89 – Rede 3



Fonte: Elaboração Própria

CAPÍTULO 8 – PAPÉIS E POSIÇÕES: EQUIVALÊNCIA ESTRUTURAL – PRIMEIRA PARTE

1. Pressupostos teóricos

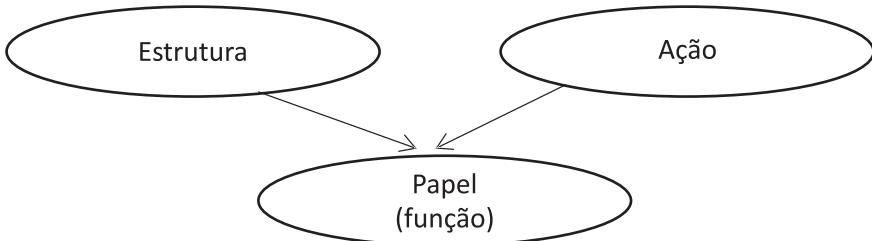
Talvez não exista outro conceito sociológico que tenha conquistado tanto o senso comum como o do papel social ou *rôle*, pela sua denominação original em língua francesa. Duas grandes vertentes da Sociologia contemporânea focaram no entendimento dos papéis sociais dos agentes como assunto crucial na explicação da vida coletiva. Por um lado, fica claro que devemos ao interacionismo simbólico a interpretação da ação social como um cenário onde cada um dos participantes assume parte de um roteiro que não está totalmente escrito de antemão. Foi Ervin Goffmann (1956) quem especificamente inspirou-se na crítica literária para analisar o agente social nos termos de um ator, como alguém que encarna uma personagem com obrigações e expectativas mútuas frente aos outros que tomam parte na cena. Esta é a abordagem do papel social do ponto de vista do agente ou a partir de seu horizonte interno.

Por outro lado, devemos a Talcott Parsons a identificação do papel social com a função social. Porém, devemos salientar que, nesta perspectiva holística, a função não é um assunto do indivíduo, e sim do sistema como um todo. Segundo os pressupostos biológicos da teoria do sistema social, o papel social de pai, por exemplo, desempenhado pelo agente dentro do subsistema do parentesco, é a sua contribuição para o vigor e a reprodução da totalidade do organismo social. Nesse sentido, o agente executa uma pauta que ele não cria e da qual não é necessariamente consciente. Se, por exemplo, um médico – lembremos que Parsons começou a sua carreira como sociólogo pesquisando a vida profissional nas sociedades modernas – está obrigado a uma pauta de neutralidade afetiva com seus pacientes, isso é consequência de um novo arranjo na atividade curativa por oposição à medicina tradicional. Parsons

entendia que era consequência da aplicação racional do conhecimento científico caracterizado pela abstração e pelo universalismo de seus métodos e resultados.

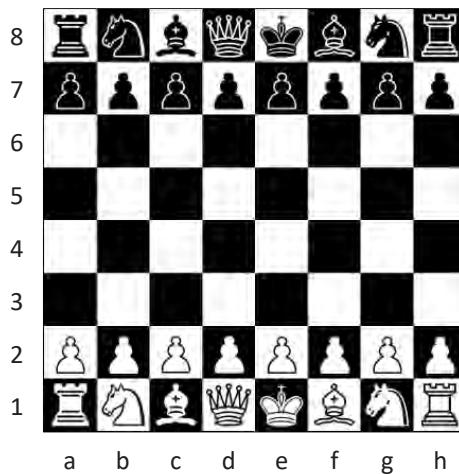
No estrutural-funcionalismo, no qual também devemos destacar as contribuições de Robert K. Merton em sua análise sobre a anomia e as consequências não antecipadas da ação humana, o conceito de papel social é uma ferramenta-chave para analisar sistemas organizados. No papel social ou função encontram-se a estrutura e a ação. Em termos do velho problema sobre o que significa agir socialmente, se somos compelidos pela coletividade ou se temos margem de inovação ou manobra conforme nossas aspirações e desejos, o papel social seria a síntese entre o todo e a parte.

Figura 90 – Perspectiva funcionalista sobre o papel social



Fonte: Elaboração própria

O papel seria o lado visível de uma estrutura que põe em movimento agentes sociais. Por exemplo, numa organização militar, há uma estrutura hierárquica – cadeia de mando – que impõe papéis aos agentes individuais. Num sistema de parentesco, há atribuições diferenciadas. Em alguns sistemas matrilineares, o tio materno assume a tarefa de sustentar e educar os filhos do casamento. De forma análoga, e sob o risco da simplificação, podemos afirmar que o jogo de xadrez atribui papéis, ou funções, às peças dentro de sua estrutura.

Figura 91 – O xadrez atribui funções a cada uma das peças do tabuleiro

Fonte: Digital commons.

Porém, devemos ser mais cautos e afirmar que, em sociologia, funcional é tudo aquilo que contribui à estabilidade e reprodução de um sistema social. A função é a pauta específica que comanda um elemento dentro de um sistema. Eis, em continuação, a famosa tabela de Parsons (1977) sobre as quatro funções básicas do sistema social. Conservamos as letras maiúsculas da nomenclatura original com que foi concebida em inglês: *Adaptation, Goal Attainment, Latent Pattern, Integration*.

Tabela 21 – Funções básicas do sistema social segundo Talcott Parsons

A Adaptação (Trocá com o meio)	G Realização de fins (Trocá com o meio)
L Identidade Consistência com os valores (Atividade Interna)	I Integração Conformidade com as normas (Atividade interna)

Fonte: Elaboração propria a partir de Parsons (1977)

Para encerrar este curto prelúdio teórico, lembremos como Merton (1968) torna mais complexo o conceito de função social ao distinguir entre função manifesta e latente. Seu exemplo proverbial, a dança da chuva do povo aborígene Hopi, permite entender com clareza que um ritual gera efeitos não antevistos pelos próprios envolvidos. Para além de visar à queda da chuva, função manifesta, a comunidade participante sai mais coesa da prática ritual, função latente.

2. Papel e posição na análise de redes

Cada uma das perspectivas acima expostas possui fortalezas e debilidades. No caso do interacionismo simbólico, é importante destacar que o estudo da ordem social sem levar em conta como os próprios agentes explicam e dão sentido ao que fazem em seus encontros sociais criaria uma Sociologia aleijada, sem discurso e significados. Essa senda da explicação endógena da estruturação social foi aprofundada por Harold Garfinkel (1984) no que hoje é conhecido como etnometodologia. No caso do estrutural-funcionalismo, é louvável a interpretação sistêmica de como podem ser consistentes as ações das pessoas num determinado contexto. Porém, há algo que não conseguem explicar tanto as sociologias do sentido quanto as sociologias do sistema, os mecanismos específicos que dão origem aos papéis sociais. A primeira abordagem peca por um excessivo casuísmo contextual, e a segunda, por um forte apriorismo sobre o que são os papéis executados pelos agentes. Lembremos que Parsons (1977) definia nove pautas funcionais do papel social. Mas por que são essas e não outras? Não sabemos.

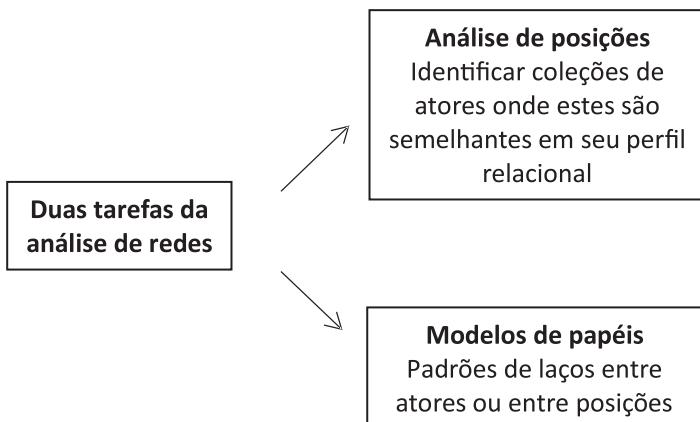
Por fortuna, novos avanços foram feitos na Sociologia neoestrutural. White, Boorman e Breiger (1976) contribuíram ao entendimento da formação endógena de papéis sociais dentro de uma estrutura em rede. Usando um símil, podemos afirmar que criaram um telescópio Hubble para observar a consolidação de papéis dentro de um sistema social.

Em termos de análise de redes sociais, distingue-se entre papéis e posições. A posição está referida ao conjunto de indivíduos que estão

imbricados de forma similar em redes de relações. Já o **papel** ou rol está referido a padrões de relações entre atores ou entre posições.

A análise de papéis e posições em estruturas em rede está sustentada na ideia de que ambas as propriedades, das quais participam os agentes do sistema, podem ser identificadas a partir da mensuração das relações.

Figura 92 – Dupla tarefa da análise de redes

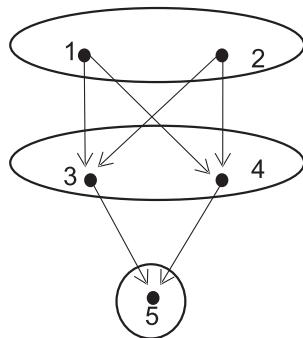


Fonte: Elaboração própria

3. Análise de posições

Tudo o que foi analisado até aqui, em termos da descrição de um grafo ou de uma estrutura reticular, pode ser chamado de estudo de superfície. Partimos agora para uma análise de estruturas de maior complexidade, mas que estão subjacentes nos dados. Isso significa que não podem ser reconhecidas a olho nu.

Há consenso entre os pesquisadores de redes sociais no sentido de que a similaridade estrutural dos atores é uma das mais importantes propriedades da análise de redes sociais. Observemos o seguinte dígrafo explicativo proposto por Wasserman e Faust (1994):

Figura 93 – Equivalência estrutural

	1	2	3	4	5
1	-	0	1	1	0
2	0	-	1	1	0
3	0	0	-	0	1
4	0	0	0	-	1
5	0	0	0	0	-

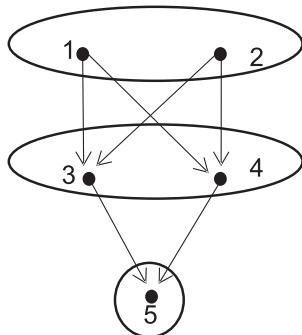
Fonte: Elaboração a partir de Wasserman e Faust (1994)

O que há de comum entre os nós que aparecem identificados pelas elipses e o círculo?

Neste exemplo, há $B = 3$ subconjuntos de posições:

$B_1 = \{1, 2\}$, $B_2 = \{3, 4\}$, e $B_3 = \{5\}$. Por que o nodo 5 é considerado uma posição estrutural?

O leitor deverá estar atento para o fato de que os nós identificados na mesma posição, apesar de não estarem em contato entre si, possuem semelhanças em suas relações com os nós de outras posições. Observe novamente e leia a definição intuitiva.

Figura 94 – Equivalência estrutural – definição intuitiva

Definição intuitiva
Atores estruturalmente equivalentes possuem relações idênticas em *direção a* e procedentes de idênticos atores.

Fonte: Elaboração própria a partir de Wasserman e Faust, (1994)

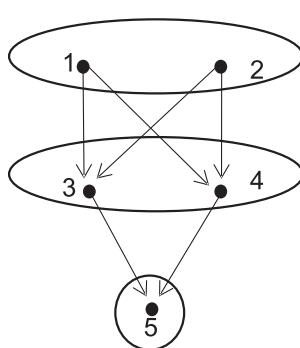
Os nós 1 e 2, por exemplo, possuem em comum o fato de ter como *alters* exatamente os mesmos nós, 3 e 4. Por sua vez, 3 e 4 recebem relações dos mesmos *alters*, 1 e 2. O nó 5 é único no grafo, pois recebe relações simultaneamente de 3 e 4. Agora já estamos em condições de apresentar a definição formal.

3.1 Definição formal

Os atores i e j são estruturalmente equivalentes se $X_{ikr} = X_{jkr}$ e $X_{ikr} = X_{jkr}$ para $k=1,2,\dots,g$, e $r=1,2,\dots,R$. Emprega-se a notação $i \equiv j$ para indicar a equivalência estrutural dos atores i e j .

Esta definição é uma situação pura ou tipo, dificilmente na realidade há atores dentro de redes com um perfil relacional exatamente igual. Emprega-se o termo "classe equivalente" ou "posição" para referir-se a um conjunto de atores equivalentes ou aproximadamente equivalentes.

Figura 95 – Equivalência estrutural – Correspondência entre o grafo e a matriz de adjacência



	1	2	3	4	5
1	-	0	1	1	0
2	0	-	1	1	0
3	0	0	-	0	1
4	0	0	0	-	1
5	0	0	0	0	-

Note-se que para os atores 1 e 2, 3 e 4, as linhas e colunas são iguais.

3.2 Notação da posição

A posição se expressa como B_k e se expressa como B o número de posições dentro da rede. Emprega-se $\phi(i) = B_k$ para expressar a colocação do autor i na posição B_k . Se os atores são estruturalmente equivalentes

$i \equiv j$, então estão colocados na mesma posição. Se $i \equiv j$, então $\phi(i) = \phi(j) = B_k$.

Em síntese, se dois nós são estruturalmente equivalentes, então se consideram substituíveis. Não há perda de informação ao combinar dois ou mais atores estruturalmente equivalentes dentro de um subconjunto. Podemos representá-los como uma entidade simples chamada de posição ou classe equivalente. Em continuação, explicaremos essa vantagem.

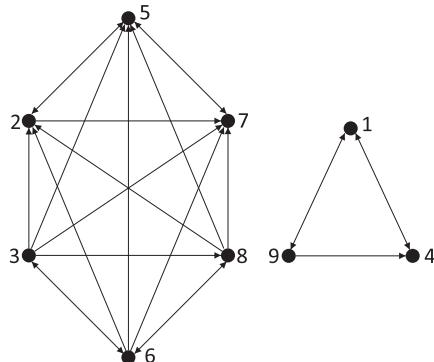
3.3 Vantagens da análise posicional

Um dos principais objetivos da análise posicional consiste em simplificar a informação de um conjunto de dados em rede. Essa simplificação procede a partir da representação da rede em termos de posições identificadas com base numa definição de equivalência. Após identificar as posições estruturalmente equivalentes, podemos apreciar melhor o padrão de relações entre as posições, isto é, as suas funções dentro do sistema.

Observando a matriz de adjacência seguinte e seu dígrafo respectivo, é possível identificar regularidades?

Figura 96 – Análise posicional

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	-	0	0	1	0	0	0	0	1
2	0	-	0	0	1	0	1	0	0
3	0	1	-	0	1	1	1	1	0
4	1	0	0	-	0	0	0	0	1
5	0	1	0	0	-	0	1	0	0
6	0	1	1	0	1	-	1	1	0
7	0	1	0	0	1	0	-	0	0
8	0	1	1	0	1	1	1	-	0
9	1	0	0	1	0	0	0	0	-



Fonte: Elaborado a partir de Wasserman e Faust (1994)

À primeira vista, fica difícil visualizar se na matriz de adjacência há algum tipo de regularidade. Pelo procedimento de permuta, podemos entender melhor a correspondência entre a matriz e o grafo.

Tabela 22 – Matriz permutada para análise posicional

	6	3	8	1	4	9	2	5	7
6	-	1	1	0	0	0	1	1	1
3	1	-	1	0	0	0	1	1	1
8	1	1	-	0	0	0	1	1	1
1	0	0	0	-	1	1	0	0	0
4	0	0	0	1	-	1	0	0	0
9	0	0	0	1	1	-	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	-	1	1
5	0	0	0	0	0	0	1	-	1
7	0	0	0	0	0	0	1	1	-

Fonte: Elaboração a partir de Wasserman e Faust (1994)

Após o procedimento de permutação, podemos ver com clareza que há três subconjuntos de linhas e colunas:

$$B_1 = \{6,3,8\}, \quad B_2 = \{1,4,9\}, \quad B_3 = \{2,5,7\}$$

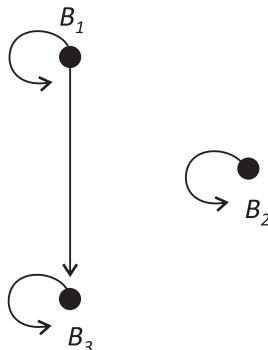
Cada subconjunto é chamado de posição ou classe. Cada nó dentro da posição é estruturalmente equivalente. Possui o mesmo perfil relacional, as mesmas **relações procedentes de e em direção a**. Cada subgrupo é denominado uma classe de equivalência ou uma posição na rede.

O leitor deve perceber que a permutação anterior implica que os nós estruturalmente equivalentes são adjacentes entre si. Porém, como vimos no tipo puro da definição de equivalência estrutural, isso não é estritamente necessário, pois dois agentes posicionalmente equivalentes podem não ser adjacentes entre si.

Ao ter posições equivalentes, podemos simplificar ainda mais a matriz inicial, mediante uma matriz chamada de imagem.

Tabela 23 – Matriz imagem e dígrafo respectivo

	B_1	B_2	B_3
B_1	1	0	1
B_2	0	1	0
B_3	0	0	1



Fonte: Elaboração a partir de Wasserman e Faust (1994)

Na matriz anterior, os grupos de posições foram tratados como um único nó, isto é, foram reduzidos ou colapsados. Dado que B é o número de posições, então temos uma matriz 3×3 . Mediante a matriz imagem, podemos observar se uma posição é adjacente de outra. Neste caso, observamos que há uma relação entre as posições B_1 e B_3 . Observe-se que estão representadas as autorrelações ou loops. Isso significa que ao interior de cada posição há um nutrido número de interações, nesse caso completo.

Um conceito importante na análise de posições é chamado homomorfismo de grafo. Se dois nodos i e j estão unidos por um arco no grafo original, também haverá um arco entre suas respectivas posições no grafo reduzido.

Formalmente o homomorfismo se expressa de seguinte forma:

se i está na posição B_k e j na posição B_l , então $i \rightarrow j$ implica $B_k \rightarrow B_l$

No grafo reduzido estão presentes as seguintes relações entre posições:

$B_1 \leftrightarrow B_1$, $B_2 \leftrightarrow B_2$, $B_3 \leftrightarrow B_3$, que correspondem aos loops e $B_1 \rightarrow B_3$, esta última relação implica que todos os nós da posição 1 estão em relação com seus pares da posição 3.

Essa representação simplificada de uma rede social também é conhecida como *blockmodeling*. Pode ser estendida para um

conjunto de matrizes-imagem, uma para cada relação de um conjunto multiplexo ou multirrelacional. No capítulo seguinte, apresentaremos um exemplo.

3.4 Quatro passos para uma análise completa de posições

Até aqui, foi feita a apresentação geral do conceito de equivalência estrutural destacando a vantagem que supõe identificar posições onde os nós compartilham o mesmo perfil relacional. A matriz imagem é uma versão da estrutura subjacente do grafo com a qual podemos identificar simultaneamente as posições e as relações entre as mesmas. Esse segundo elemento constitui a análise de papéis propriamente dita. Saber o que funcionalmente faz um ator numa rede supõe identificar qual é a sua posição estrutural e o tipo de relação que mantém com os membros de outras posições.

O roteiro geral de uma boa análise de papéis e posições deve conter os seguintes passos:

1. Ter uma definição de equivalência

Precisamos especificar as condições matemático-formais sob as quais vamos considerar como equivalentes os nodos de uma rede. A definição de equivalência é colocada em termos das propriedades das relações entre os atores em rede.

2. Mensurar a equivalência

Ao coletar dados em rede, dificilmente encontraremos um grupo de atores exatamente equivalentes. A mensuração da equivalência permitirá decidir o grau de proximidade dos perfis relacionais dos atores.

3. Representar a equivalência

A forma mais comum de representação é o modelo discreto que oferece uma partição dos atores em rede numa coleção de classes equivalentes. Também é importante representar as relações entre posições; para essa finalidade servem a matriz de imagem e o grafo reduzido, isto é, o *blockmodeling*.

4. Julgar a adequação do modelo

Determinar a adequação de um modelo e sua representação implica o uso de modelos probabilísticos e/ou determinísticos ou o que é conhecido na literatura técnica como *goodness-of-fit*.

4. Exercícios

1) Analise a figura a seguir e marque a opção que identifica as classes de atores equivalentes:

	a. () {2,4}; {7}; {1}; {5}; {3,6}. b. () {2,4,7}; {1}; {3,5,6}. c. () {2,4}; {7}; {1}; {3,5,6}. d. () {2,4,7}; {1}; {5}; {3,6}. e. () {3,4}; {1,5,7}; {2,6}.
--	---

2) Permute a matriz do dígrafo anterior para representar as classes de atores equivalentes.

	1	2	3	4	5	6	7
1	0	1	1	1	1	1	1
2	0	0	0	0	0	0	1
3	0	0	0	0	1	1	0
4	0	0	0	0	0	0	1
5	0	0	1	0	0	1	0
6	0	0	1	0	1	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0

3) Elabore a matriz e o sociograma imagem com base nas posições identificadas na questão anterior.

CAPÍTULO 9 – PAPÉIS E POSIÇÕES: EQUIVALÊNCIA ESTRUTURAL – SEGUNDA PARTE

1. A distância euclidiana como medida de equivalência estrutural

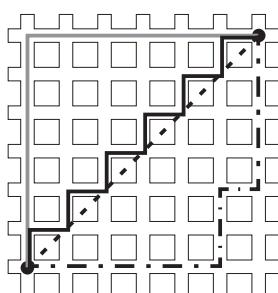
Antes tínhamos anotado que é improvável que dois atores sejam estruturalmente equivalentes com plena exatidão. Por quê? Um conjunto de fatores entram em jogo, o erro de mensuração, a variabilidade das respostas dos atores, dificuldades nas respostas, mudança dos critérios de seleção social quando um ator muda de sistema relacional etc.

De ordinário, trabalha-se com relações dicotômicas, mas também pode ser feita uma análise para relações ponderadas, quando variam em frequência e intensidade, o que comumente é conhecido como a força dos laços. Deverão ser avaliados os *loops*, se faz sentido incluir as diagonais da matriz numa avaliação de equivalência estrutural.

A equivalência estrutural define um tipo-ideal. De fato, podemos encontrar dois nodos i e j que possuem grande quantidade de laços idênticos e poucos laços diferentes. Mas também dois nodos k e m que possuem poucos laços idênticos e muitos laços específicos que não compartilham.

Lorraine e White (1971) introduziram a distância euclidiana como um critério de mensuração da equivalência estrutural. Observemos a seguinte figura:

Figura 97 – Distância euclidiana



Fonte: *Digital commons*

O leitor deve lembrar o axioma elementar da geometria clássica. Sendo a linha reta a distância mais curta entre dois pontos, então a hipotenusa, ou diagonal, será a distância menor entre os pontos marcados na Figura 97. Dessa forma, o teorema de Pitágoras se aplica para determinar a distância entre dois pontos quaisquer num espaço dimensional, basta saber os valores na abscissa e na ordenada. A distância será a raiz quadrada da soma das diferenças nos valores da abscissa e da ordenada. Como estamos trabalhando com matrizes de adjacência, o que se inclui são as diferenças entre os valores das linhas e das colunas para todos os nós do sistema social.

Dado x_{ik} como valor do laço entre i e k numa relação. Para dois atores i e j , procura-se a distância entre as linhas i e j e as colunas i e j na matriz de adjacência. A notação formal é a seguinte:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^g [(x_{ik} - x_{jk})^2 + (x_{ki} - x_{kj})^2]}$$

Para $i \neq k, j \neq k$

Se os atores i e j são estruturalmente equivalentes, então as entradas em suas linhas e colunas serão idênticas, e nesse caso a distância euclidiana será igual a 0. Eis algumas propriedades:

A distância euclidiana de um nó a si próprio é igual a 0, ($d_{ii} = 0$).

A distância é simétrica nas relações de ida e volta, ($d_{ij} = d_{ji}$).

Todas as distâncias serão maiores ou iguais a 0 ($d_{ij} \geq 0$).

Para uma relação direcionada e dicotômica simples, em que os valores da diagonal são indefinidos, o valor máximo possível da distância d_{ij} é $\sqrt{2(g-2)}$

Todas as distâncias euclidianas de uma rede são computadas. As distâncias pareadas constituem as entradas de uma matriz $g \times g$ a qual se denota como $D = \{d_{ij}\}$, cada entrada em D mensura a equivalência estrutural entre as linhas do ator e as colunas do ator.

Para um conjunto de R relações, ou relações multiplexo, onde x_{ikr} é o valor do laço do ator i ao ator k na relação Xr , a equivalência estrutural entre i e j será a distância euclidiana entre relações e atores i e j ao longo da coleção de relações:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^g [(x_{ikr} - x_{jkr})^2 + (x_{kir} - x_{kjr})^2]}$$

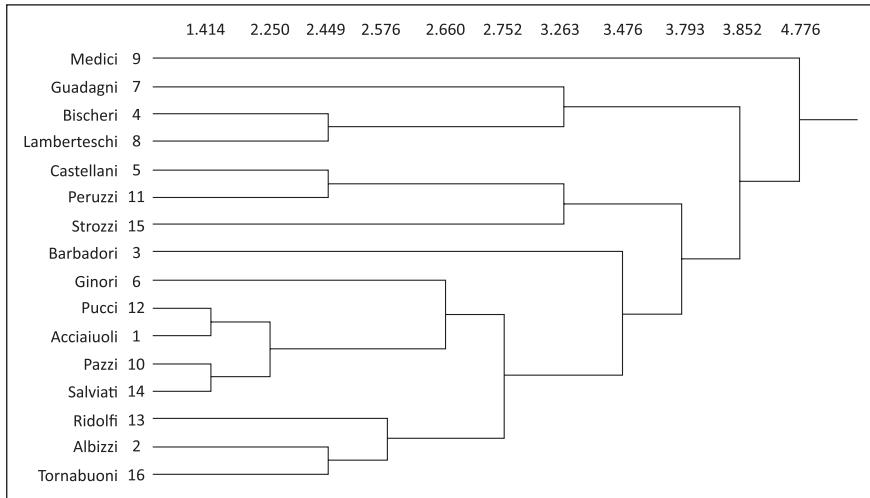
Na seguinte Tabela, podemos observar o cálculo das distâncias euclidianas entre atores que constituem o sistema social das trocas de casamento das famílias de Florênci na Renascença Italiana (Padgett, 1991). Observe-se que o valor zero nas diagonais corresponde à identidade do nó consigo mesmo. Para o restante dos valores, quanto mais próximos de zero, indicam maior semelhança no perfil relacional dos nós, portanto, maior proximidade com o tipo puro da equivalência estrutural. Por exemplo, as famílias Acciaiuoli e Pucci apresentam a maior semelhança quanto às suas escolhas de casamentos arranjados. A Figura 98 apresenta o dendrograma que agrupa os nós em clusters segundo a sua proximidade.

Tabela 24 – Matriz de distância euclidiana calculada com dados de Padgett (1991)

	Acciaiuoli	Albizzi	Barbadori	Bischeri	Castellani	Ginori	Guadagni	Lamberteschi	Medici	Pazzi	Peruzzi	Pucci	Ridolfi	Salviati	Strozzi	Tornabuoni
Acciaiuoli	0	2	3.16	3.47	3.74	2.83	3.74	3.46	4.47	2.45	4	1.41	2	2	3.16	2.45
Albizzi	2	0	3.74	3.74	4.24	2.83	3.74	3.46	4.9	3.16	4.47	2.45	2.83	2.83	3.74	2.45
Barbadori	3.16	3.47	0	4.47	3.46	3.16	4.9	3.74	4.69	3.46	3.74	3.46	3.74	3.16	4.	3.46
Bischeri	3.74	3.74	4.47	0	2.83	4.24	3.46	2.45	5.83	4	3.16	3.46	3.74	4.24	3.46	4
Castellani	3.74	4.24	3.46	2.83	0	3.74	4.47	3.74	5.1	4	2.45	3.46	3.74	4.24	3.46	4.47
Ginori	2.83	2.83	3.16	4.24	3.74	0	3.74	4	4	2.45	4	2.45	3.46	2.83	3.74	3.16
Guadagni	3.74	3.74	4.9	3.46	4.47	3.74	0	3.16	5.1	4	3.74	3.46	3.74	4.24	4	4
Lamberteschi	3.46	3.46	3.74	2.45	3.74	4	3.16	0	5.66	3.74	3.46	3.16	4	4	4.24	3.74
Medici	4.47	4.9	4.69	5.83	5.1	4	5.1	5.66	0	4.24	5.66	4.69	4.47	4.47	5.1	4.24
Pazzi	2.45	3.16	3.46	4	4	2.45	4	3.74	4.24	0	4.24	2	3.16	1.41	3.46	2.83
Peruzzi	4	4.47	3.74	3.16	2.45	4	3.74	3.46	5.66	4.24	0	3.74	4	4.47	3.16	4.69
Pucci	1.41	2.45	3.46	3.46	3.46	2.45	3.46	3.16	4.69	2	3.74	0	2.45	2.45	2.83	2.83
Ridolfi	2	2.83	3.74	3.74	3.74	3.46	3.74	4	4.47	3.16	4	2.45	0	2.83	3.16	2.45
Salviati	2	2.83	3.16	4.24	4.24	2.83	4.24	4	4.47	1.41	4.47	2.45	2.83	0	3.74	2.45
Strozzi	3.16	3.74	4	3.46	3.46	3.74	4	4.24	5.1	3.46	3.16	2.83	3.16	3.74	0	3.46
Tornabuoni	2.45	2.45	3.46	4	4.47	3.16	4	3.74	4.24	2.83	4.69	2.83	2.45	2.45	3.46	0

Fonte: Elaboração própria com *Ucinet 6*, Borgatti et al. (2002)

Figura 98 – Distâncias euclidianas calculada com dados de Padgett (1991)
Dendrograma



Fonte: Elaboração própria com *Ucinet 6* (Borgatti et al. 2002)

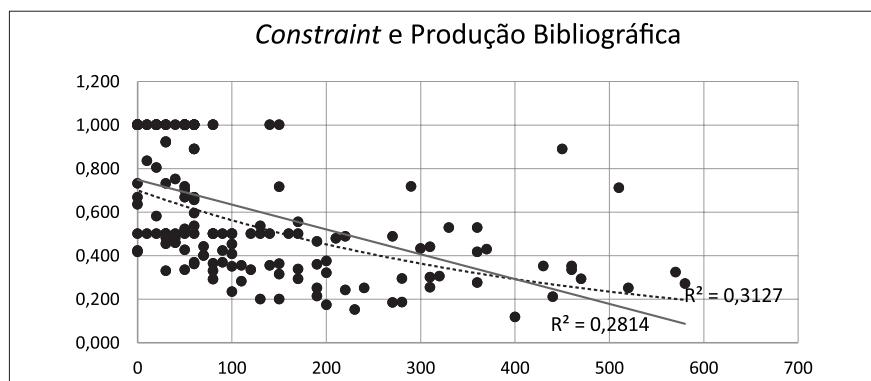
2. A correlação como medida de equivalência estrutural. O método CONCOR

Para entendermos a segunda opção de mensuração da equivalência estrutural, resulta pertinente lembrar o conceito básico da correlação linear entre duas variáveis. Correlacionar, em termos probabilísticos, significa determinar se duas variáveis, neste caso, contínuas, caminham no mesmo sentido ou não. Isto é, se a variabilidade de uma vai no sentido da outra. A correlação oscila entre valores extremos, um positivo, se as duas variáveis vão no mesmo sentido, e um negativo, se as duas variáveis vão em sentido contrário. Por exemplo, os anos de escolaridade estão correlacionados de forma positiva com os ganhos salariais das pessoas. Isto é, quanto mais ciclos formativos tiver concluído uma pessoa (ensino fundamental, médio e superior), maior será seu salário. Nesse caso, há uma correlação positiva. Agora, se correlacionarmos a escolaridade e o número de filhos por mulher em idade fértil, encontraremos que vão em

sentido inverso. Quanto mais escolarizada uma mulher, terá menos filhos em seu ciclo de fertilidade. Esse é um fato das sociedades que passaram pelo processo de industrialização e massificação do sistema de ensino. A nova realidade do mercado de trabalho faz com que as mulheres profissionais posterguem a decisão de ter filhos. Nesse caso, escolaridade e número de filhos em idade fértil estão correlacionadas negativamente.

Em continuação, apresentamos um gráfico de dispersão que correlaciona duas variáveis utilizadas num estudo de redes de produção acadêmica. Com dados de coautoria, e visando testar a hipótese do buraco estrutural (BURT, 2005), foi correlacionada autonomia estrutural dos autores com seu score de produção qualitativa segundo o estrato das revistas no índice *Qualis* da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes).

Tabela 25 – Correlação de Pearson



Fonte: Elaboração própria

A relação inversa entre as duas variáveis admite duas soluções: a correlação estritamente linear, da linha cinza, com um valor moderado $r = 0,530$; e a curva levemente exponencial e invertida, da linha tracejada, que melhora levemente o ajuste, pois seu coeficiente de determinação, o quadrado do r , é levemente maior. Em termos substantivos, o gráfico de dispersão está indicando que os autores com um capital relacional mais diversificado, o que se define pela sua autonomia estrutural, conseguem publicar mais e melhor.

A fórmula de cálculo da correlação linear, ou de Pearson, permite entender que no numerador é calculada a covariância dos dados, e no denominador, o desvio tipo da covariação. Sendo assim, o valor do coeficiente é uma proporção de quanto a covariação é semelhante ao desvio tipo. Dito de outra forma, em que medida a dispersão dos dados se parece à perfeita covariação positiva ou negativa.

$$r = \frac{\sum(X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum(X - \bar{X})^2} \sqrt{\sum(Y - \bar{Y})^2}}$$

A correlação foi desenvolvida como método de identificação de posições e relações estruturalmente equivalentes. Harrison White e seus discípulos Boorman e Breiger (1976) desenvolveram o algoritmo denominado *Convergence of Iterated Correlations* (CONCOR), cuja tradução seria Convergência de Correlações Repetidas.

O procedimento parte do fato de que o cálculo repetido de correlações de Pearson – conhecido como produto momento de Pearson – entre o ator i e o ator j, computado tanto em linhas como em colunas da matriz de adjacência, conduz a uma matriz imagem composta de correlações perfeitas positivas, +1, e negativas, -1.

Para efeito do entendimento da notação formal do algoritmo, deve se levar em conta que a média dos valores na linha i da matriz de adjacência é $\bar{x}_{\bullet i}$ e, de modo semelhante, a média dos valores na coluna i é $\bar{x}_{\circ j}$

Define-se a correlação como medida de equivalência estrutural para uma relação simples, mediante a seguinte fórmula (WASSERMAN; FAUST, 1994):

$$r_{ij} = \frac{\sum(x_{ki} - \bar{x}_{\bullet i})(x_{kj} - \bar{x}_{\bullet j}) + \sum(x_{ik} - \bar{x}_{i\bullet})(x_{jk} - \bar{x}_{j\bullet})}{\sqrt{\sum(x_{ki} - \bar{x}_{\bullet i})^2} + \sum(x_{ik} - \bar{x}_{i\bullet})^2 \sqrt{\sum(x_{kj} - \bar{x}_{\bullet j})^2} + \sum(x_{jk} - \bar{x}_{j\bullet})^2}$$

na qual todas as somas estão feitas sobre k , sendo $i \neq k$ e $j \neq k$.

O leitor deve levar em conta que essa fórmula inclui os mesmos fatores da correlação linear vista antes, com a covariação dos valores das linhas e colunas no numerador e o desvio tipo no denominador.

As correlações são organizadas numa matriz de correlação $g \times g$ denotada como \mathbf{C}_1 . O (i, j) iésimo elemento em \mathbf{C}_1 é o coeficiente de correlação de Pearson, r_{ij} , entre a i iésima linha e coluna e a j iésima linha e coluna da matriz de adjacência. Os elementos da diagonal são excluídos.

Se dois atores são estruturalmente equivalentes, então a correlação entre suas respectivas linhas e colunas da matriz de adjacência será igual a +1.

Em continuação, temos um exemplo do resultado inicial da matriz de correlação no sistema de trocas matrimoniais estudado por Padgett (1993). A correlação positiva com valor 1 nas diagonais expressa a identidade do nó consigo mesmo, mas nos vértices há valores positivos e negativos. Os primeiros insinuam semelhança no perfil relacional, e os segundos, dessemelhança.

Tabela 26 – Matriz C, inicial de correlação, calculada com dados de Padgett (1993)

	Acciaiuoli	Albizzi	Barbadori	Bischeri	Castellani	Ginori	Guadagni	Lamberteschi	Medici	Pazzi	Peruzzi	Pucci	Ridolfi	Salviati	Strozzi	Tornabuoni
Acciaiuoli	1	0.56	0.37	-0.1	-0.1	-0.07	-0.1	-0.09	0	-0.05	-0.11	0	0.56	0.56	-0.08	0.47
Albizzi	0.56	1	0.1	0.1	-0.18	-0.08	-0.13	0.14	-0.21	-0.1	-0.2	0	0.25	0.25	-0.14	0.52
Barbadori	0.37	0.1	1	-0.06	0.13	0.23	-0.27	0.21	-0.06	0.19	0.21	0	0.1	0.38	0.04	0.28
Bischeri	-0.1	0.1	-0.06	1	0.58	-0.18	0.13	0.61	-0.42	-0.14	0.34	0	0.1	-0.18	0.14	0.04
Castellani	-0.1	-0.18	0.13	0.58	1	0.1	-0.06	0.08	-0.06	-0.14	0.61	0	0.1	-0.18	0.14	-0.21
Ginori	-0.07	-0.08	0.23	-0.18	0.1	1	0.1	-0.16	0.37	0.35	0.07	0	-0.12	0.25	-0.14	0.19
Guadagni	-0.1	-0.13	-0.27	0.13	-0.06	0.1	1	0.19	-0.06	-0.14	0.3	0	0.1	-0.18	0.04	-0.16
Lamberteschi	-0.09	0.14	0.21	0.61	0.08	-0.16	0.19	1	-0.38	-0.13	0.28	0	-0.16	-0.16	-0.19	0.08
Medici	0	-0.21	-0.06	-0.42	-0.06	0.37	-0.06	-0.38	1	0.26	-0.3	0	0.08	-0.13	-0.12	0.11
Pazzi	-0.05	-0.1	0.19	-0.14	-0.14	0.35	-0.14	-0.13	0.26	1	-0.16	0	-0.1	0.69	-0.11	0.28
Peruzzi	-0.11	-0.2	0.21	0.34	0.61	0.07	0.3	0.28	-0.3	-0.16	1	0	0.07	-0.2	0.38	-0.24
Pucci	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
Ridolfi	0.56	0.25	0.1	0.1	0.1	-0.12	0.1	-0.16	0.08	-0.1	0.07	0	1	0.25	-0.1	0.35
Salviati	0.56	0.25	0.38	-0.18	-0.18	0.25	-0.18	-0.16	-0.13	0.69	-0.2	0	0.25	1	-0.14	0.52
Strozzi	-0.08	-0.14	0.04	0.14	0.14	-0.14	0.04	-0.19	-0.12	-0.11	0.38	0	-0.1	-0.14	1	0.13
Tornabuoni	0.47	0.52	0.28	0.04	-0.21	0.19	-0.16	0.08	0.11	0.28	-0.24	0	0.35	0.52	0.13	1

Fonte: Elaboração própria com *Ucinet 6* (Borgatti, 2002)

O procedimento continua em rodadas sucessivas até encontrar valores de perfeita correlação positiva ou negativa.

Tabela 27 – Perfeita correlação intrablocos e interblocos

+1	-1
-1	+1

Fonte: Elaborado a partir de Wasserman e Faust (1994)

Os atores correlacionados de forma positiva possuem perfis relacionais semelhantes. Dessa forma, os dados dos blocos permitem subdividir as posições dentro da rede.

A partição inicial, ou Split, pode ser refinada com ulteriores cálculos de correlação. Desse ponto de vista, CONCOR é um método de clusterização hierárquica por divisão. Mas uma decisão se impõe: quando parar com as divisões? A teoria e a interpretabilidade da solução serão os primeiros critérios para definir quantas posições gerar.

Vejamos a Tabela seguinte:

Tabela 28 – Partições CONCOR

	1	2	13	16	3	14	9	6	10	4	8	15	11	5	7	12
N3																
N2																
N1																

Fonte: Elaborado a partir de Padgett (1993) com Ucinet 6 (Borgatti et al. 2002)

Na Tabela 28, o nível 1 significa a primeira partição, e nesta foram separados dois grupos ou clusters, onde os nós que pertencem ao cluster estão correlacionados de forma perfeita e positiva, +1, ao tempo que estão correlacionados de forma perfeita e negativa com os membros do outro cluster, -1. Os nós ficaram agrupados em $B_1 = \{1, 2, 13, 16, 3, 14, 9, 6, 10\}$ e no $B_2 = \{4, 8, 15, 11, 5, 7, 12\}$. Como vimos antes, cada agrupamento constitui uma posição comum, em que há semelhança no perfil relacional. O procedimento continua com uma segunda partição,

ou nível 2, onde foram encontrados quatro blocos de semelhança. O leitor pode identificar cada bloco pelo alinhamento da coluna do nível respectivo. No nível 3, a partição encontrou sete blocos de semelhança. O procedimento termina porque em alguns casos ficaram blocos ou posições de um ator único. No critério de Wasserman e Faust (1994), partições subtriádicas, isto é, com menos de três nós, não são de fácil interpretação sociométrica. Lembremos também o axioma de Simmel: “a sociedade começa na tríada”.

O método CONCOR exige alguns cuidados na hora da interpretação final dos resultados (WASSERMAN; FAUST, 1994):

O procedimento de bi-partição, ou *2 splits*, em cada iteração, impõe uma árvore binária que é inerente ao procedimento e não à estrutura dos dados.

Alguns pesquisadores têm demonstrado que a partição CONCOR não encontra necessariamente posições que correspondem a subconjuntos de atores que ocupam intuitivamente posições sociais.

As propriedades formais do procedimento não são bem conhecidas. Schwartz (1977), *apud* Wasserman e Faust (1994), discute as propriedades matemáticas de covariâncias iteradas e de correlações iteradas, relacionando-as com a análise multivariada de componentes principais. Demonstra que a primeira partição de CONCOR é virtualmente idêntica ao padrão de signos (+ e -) do primeiro componente principal da análise de componentes feita a partir de uma matriz de correlação. Dada essa semelhança, constata-se que a análise de componentes principais outorga uma informação mais rica, pois entrega um número de componentes que explica variância e não uma simples partição dos atores. Além disso, há todo um leque de discussões sobre o critério de otimização do resultado, algo sobre o que nos debruçaremos posteriormente.

3. Comparação entre medidas de equivalência estrutural

Encontrar atores, dentro de um espaço em rede, que sejam perfeita e estruturalmente equivalentes, é algo muito raro. Há

divergências entre a distância euclidiana e o método CONCOR como detectores de equivalência estrutural. Por um lado, podemos encontrar uma correlação +1 entre dois nodos, mas, por outro, podemos obter uma distância euclidiana que não seja 0.

Mensurar equivalência estrutural consiste em mesurar a similaridade dos laços que saem e chegam entre pares de atores dentro de um conjunto de dados em rede. Diversos matemáticos têm-se debruçado sobre esse problema (*apud* WASSERMAN; FAUST, 1994): Cronbach e Gleser (1953), Fox (1982), Sokal e Sneath (1963).

Somente destacamos alguns dos trabalhos referenciados. Podemos ver que há um domínio da matemática que se denomina “taxonomia numérica”. Isto é, como classificar por semelhança e diferença dados apresentados numericamente.

Como vimos antes, Wasserman e Faust (1994) trabalham a relação entre distância euclidiana e CONCOR a partir da relação entre duas linhas e colunas de uma matriz de adjacência.

Esses autores propõem uma análise comparativa que parte da média dos valores na linha i e na linha j , denotados $\bar{x}_{\bullet i}$, $\bar{x}_{\bullet j}$ respectivamente. As variâncias denotam-se como $s_{i\bullet}^2$, $s_{j\bullet}^2$, respectivamente.

Os cálculos excluem os elementos da diagonal (*loops*) e os elementos x_{ij} , x_{ji} , dado que inicialmente foram excluídos dos cálculos da distância euclidiana e da correlação entre i e j . Por que isto último? Lembremos que interessa o perfil relacional de i e j em relação a todos os outros nodos k . Por isso, tanto a fórmula da distância euclidiana como da correlação excluem as relações mútuas entre os nodos cujo perfil estamos comparando. Lembremos:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^g [(x_{ik} - \bar{x}_{\bullet i})^2 + (x_{jk} - \bar{x}_{\bullet j})^2]}$$

$$r_{ij} = \frac{\sum (x_{ki} - \bar{x}_{\bullet i})(x_{kj} - \bar{x}_{\bullet j}) + \sum (x_{ik} - \bar{x}_{\bullet i})(x_{jk} - \bar{x}_{\bullet j})}{\sqrt{\sum (x_{ki} - \bar{x}_{\bullet i})^2} + \sum (x_{ik} - \bar{x}_{\bullet i})^2 \sqrt{\sum (x_{kj} - \bar{x}_{\bullet j})^2} + \sum (x_{jk} - \bar{x}_{\bullet j})^2}$$

A relação entre a distância euclidiana d_{ij} e a correlação r_{ij} entre as linhas i e j se expressa formalmente como:

$$d_{ij}^2 = (g - 2) [(\bar{x}_{i\bullet} - \bar{x}_{j\bullet})^2 + (s_{i\bullet}^2 + s_{j\bullet}^2) - 2r_{ij} s_{i\bullet} s_{j\bullet}]$$

Em círculos temos destacado o que significam os termos principais da equação anterior. Observa-se que, para uma correlação dada :

- a distância euclidiana entre duas linhas incrementa;
- a diferença entre as médias das duas linhas incrementa;
- a soma entre as variâncias das duas linhas incrementa.

Assim, em termos substantivos, o anterior significa que a distância euclidiana capta uma menor quantidade de equivalência estrutural que o coeficiente de correlação se os atores diferem na média e na variância de seus laços, assumindo que todo o restante permanece igual ou *ceteris paribus*.

Wasserman e Faust (1994) ilustram a diferença a partir do seguinte exemplo:

Freeman et al. (1979) estudou o impacto de um sistema de trocas de informação eletrônicas (*Electronic Information Exchange System*, EIES) na produtividade dos pesquisadores envolvidos. Quando a internet ainda não era um dispositivo popular, um grupo de cientistas foi conectado, via computadores. No questionário sociométrico, aplicado no começo e no final da pesquisa, foi perguntado a cada um se:

- (1) Não conhecia o outro(a).
- (2) Se havia ouvido falar, mas ainda não o/a conhecia.
- (3) Se o/a conhecia.
- (4) Se era amigo do outro(a).
- (5) Se era amigo íntimo do outro(a).

O assunto relevante consiste em saber se dois respondentes podem diferir só no uso da escala de resposta, um deles outorgando de forma consistente valores baixos e os outros valores altos, mas possuem exatamente os mesmos conhecidos e amigos. Assim, dado que as médias dos atores são diferentes, estes serão considerados estruturalmente

menos equivalentes se aplicarmos a distância euclidiana, e com maior equivalência se aplicamos coeficiente de correlação.

Em síntese, se o pesquisador visa mensurar a identidade na valoração dos laços entre dois atores, **a distância euclidiana é preferível**; se visa mensurar a similaridade no padrão relacional, **a correlação é mais adequada**.

A diferença anterior faz sentido e é acentuada quando os laços são valorados e quando há grandes diferenças na média da força geral dos laços entre os atores.

Uma forma de evitar os resultados divergentes entre a distância euclidiana e a correlação consiste em padronizar os dados relacionais para apagar as diferenças de médias e variâncias entre atores. Se isso é feito, todas as linhas e colunas dos atores terão igual média e variância, média zero e desvio tipo um. Dessa forma, a distância euclidiana e a correlação dão resultados idênticos.

Finalmente, devemos lembrar que a distância euclidiana e a correlação aplicam-se a todos os tipos de relações: simples ou múltiplas, dicotômicas ou valoradas, direcionadas ou não direcionadas.

4. Exercícios

1) Calcule o valor máximo possível da distância euclidiana entre i e j na rede de transferência de jogadores dos clubes da 1^a divisão do campeonato brasileiro em 2017.

2) Utilize o *Ucinet* para calcular a matriz de distâncias euclidianas entre os clubes da 1^a divisão do campeonato brasileiro em 2017 na rede de transferências de jogadores. Execute o caminho:

Network > Roles & Positions > Structural > Profile...

3) A Tabela 29 a seguir apresenta os resultados que você alcançou na questão anterior. Analise as informações e aponte os dois pares de clubes mais próximos da condição de equivalência estrutural.

Tabela 29 – Matriz de distâncias euclidianas

		Cruzeiro	Flamengo	Vasco	Palmeiras	São Paulo	Sport	Atlético-PR	Grêmio	Fluminense	Bahia	Vitória	Atlético-GO	Atlético-MG	Coritiba	Botafogo	Chapecoense	Ponte Preta	Santos	Corinthians	Avaí
2,45	2,83	2,83	2,83	2,00	3,32	2,24	3,00	3,32	3,16	2,45	3,32	2,45	2,24	3,16	3,16	3,16	2,65	2,65	0,00	Cruzeiro	
2,24	3,00	2,24	1,73	2,65	2,24	2,45	2,00	2,45	2,83	2,65	2,24	2,00	2,65	2,00	3,00	2,65	2,00	0,00	2,65	Flamengo	
1,73	2,65	1,73	1,73	2,24	1,73	2,45	2,00	2,00	2,83	2,24	2,24	2,83	2,65	1,14	2,24	2,65	0,00	2,00	2,65	Vasco	
3,16	3,16	2,83	3,16	3,16	3,00	3,00	3,32	3,61	2,83	2,45	2,65	2,65	2,83	0,00	2,65	2,65	3,16	3,16	3,16	Palmeiras	
2,45	2,83	2,83	2,83	2,83	2,45	3,00	2,65	2,65	2,83	3,16	3,32	2,83	2,65	0,00	2,83	2,24	3,00	3,16	3,16	São Paulo	
1,73	2,65	1,73	1,73	1,73	1,73	2,45	2,00	2,00	2,83	2,24	1,73	2,83	2,65	0,00	2,65	1,41	2,00	2,24	2,24	Sport	
2,00	3,16	2,83	2,83	2,83	2,00	3,32	1,73	2,65	3,00	2,83	2,83	2,65	0,00	2,65	2,83	3,46	2,65	2,65	2,45	Atlético-PR	
2,65	3,32	3,00	2,65	3,00	3,00	2,83	2,45	2,83	3,16	2,24	2,65	0,00	2,65	2,83	3,32	2,65	2,83	2,00	2,45	Grêmio	
2,45	3,16	2,00	2,45	2,00	2,45	2,65	2,24	2,65	2,45	0,00	2,65	2,83	1,73	1,16	2,45	2,24	2,24	3,32	3,32	Fluminense	
2,00	2,45	2,45	2,45	2,45	2,24	2,24	2,24	2,65	3,00	0,00	2,45	2,24	2,83	2,24	2,83	2,24	2,65	2,45	2,45	Bahia	
2,65	3,61	3,00	2,24	2,24	2,65	2,45	2,83	2,45	0,00	2,65	3,16	3,00	2,83	2,65	3,61	2,83	2,83	3,16	3,16	Vitória	
2,24	3,00	1,73	1,73	2,65	2,24	2,45	2,45	0,00	2,45	2,65	2,83	2,65	2,00	2,65	3,32	2,00	2,45	3,32	3,23	Atlético-GO	
1,73	2,65	2,24	2,24	2,65	2,24	2,83	0,00	2,45	2,83	2,24	2,45	1,73	2,00	2,65	3,00	2,00	2,00	3,00	3,00	Atlético-MG	
2,65	2,65	1,73	2,65	0,00	2,83	2,45	2,45	2,24	2,83	3,32	2,45	3,00	3,00	2,45	2,45	2,45	2,45	2,45	2,45	Coritiba	
1,41	2,45	2,00	2,00	0,00	2,65	2,24	2,24	2,65	2,45	2,45	3,00	2,00	1,73	2,45	3,16	1,73	2,24	3,32	3,32	Botafogo	
2,00	3,16	2,45	2,45	0,00	2,65	2,65	2,65	2,24	2,45	2,00	3,00	2,83	1,73	2,83	3,16	2,24	2,65	2,00	2,00	Chapecoense	
2,00	2,83	2,00	0,00	2,45	2,00	1,73	2,24	1,73	2,24	2,45	2,45	2,65	1,73	2,83	3,16	1,73	2,83	3,16	2,83	Ponte Preta	
2,00	2,83	0,00	2,45	2,00	2,65	2,24	1,73	3,00	2,45	2,00	3,00	2,83	1,73	2,83	1,73	2,24	2,24	2,83	2,83	Santos	
2,45	0,00	2,83	3,16	2,45	2,65	2,65	3,00	3,61	2,45	3,16	3,32	2,65	2,83	3,16	2,65	3,00	2,83	2,83	2,83	Corinthians	
0,00	2,45	2,00	2,00	1,41	2,65	1,73	2,24	2,65	2,00	2,45	2,65	2,00	1,73	2,45	3,16	1,73	2,24	2,45	2,45	Avaí	

Fonte: Elaboração própria. Software Ucinet.

A Tabela 30 mostra o Clustering hierárquico da matriz de equivalência calculado pelo método da distância euclidiana. Analise a tabela e aponte a composição dos quatro grupos mais similares entre si.

Tabela 30 – Clustering hierárquico da matriz de equivalência

	Palmeiras	Corinthians	São Paulo	Vitória	Cruzeiro	Grêmio	Bahia	Fluminense	Chapecoense	Coritiba	Flamengo	Ponte Preta	Atlético-GO	Vasco	Sport	Santos	Atlético-PR	Atlético-MG	Botafogo	Avaí
1,414	X	X	.	X	X	.	.	X	X
1,732	X	X	.	X	X	X	X	X	X	X
1,839	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
1,933	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
1,971	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
2,000	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
2,101	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
2,236	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
2,252	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
2,333	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
2,477	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
2,638	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
2,646	.	.	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
2,741	.	.	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
2,813	.	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
3,049	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X

Fonte: Elaboração própria. Software *Ucinet*.

Utilize o método CONCOR padrão, no *Ucinet*, para calcular a matriz de correlação da rede de transferências de jogadores entre os clubes da 1ª divisão do campeonato brasileiro em 2017. Execute o caminho:

Network > Roles & Positions > Structural > Concor > Standart

A Tabela 31 a seguir apresenta os resultados que você alcançou na questão anterior. Analise as informações e aponte os pares de clubes mais próximos da condição de equivalência estrutural.

Tabela 31 – Matriz de correlação inicial – CONCOR padrão

	Cruzeiro	Flamengo	Vasco	Palmeiras	São Paulo	Sport	Atlético-PR	Grêmio	Fluminense	Bahia	Vitória	Atlético-GO	Atlético-MG	Coritiba	Botafogo	Chapecoense	Ponte Preta	Santos	Corinthians	Avaí
-0,07	0,20	-0,11	-0,11	-0,12	0,42	-0,18	0,40	-0,13	-0,18	-0,16	0,32	-0,03	0,30	0,38	-0,16	0,12	-0,08	0,13	1,00	Cruzeiro
-0,07	-0,13	-0,07	-0,04	-0,11	-0,07	-0,09	0,27	-0,09	-0,11	-0,11	0,21	0,61	0,13	-0,05	-0,13	0,32	-0,05	1,00	0,13	Flamengo
-0,04	-0,08	-0,04	-0,04	-0,06	-0,04	-0,07	-0,05	-0,05	-0,08	-0,06	-0,06	-0,08	-0,03	-0,38	0,00	1,00	-0,05	-0,08	0,00	Vasco
-0,13	0,12	0,16	-0,13	-0,15	-0,13	0,05	0,08	-0,16	-0,22	0,11	0,11	0,35	-0,06	0,32	0,21	1,00	0,00	0,32	0,12	Palmeiras
0,22	0,20	-0,11	-0,11	0,08	0,22	0,04	-0,10	0,13	0,35	-0,12	-0,12	-0,18	0,07	-0,08	1,00	0,21	0,38	-0,13	-0,16	São Paulo
-0,04	-0,08	-0,04	-0,04	0,00	-0,04	-0,07	-0,05	-0,05	-0,08	0,06	-0,06	-0,08	-0,08	1,00	-0,08	0,32	-0,03	-0,05	0,38	Sport
0,54	-0,16	-0,11	-0,11	0,08	0,42	-0,18	0,67	-0,10	0,04	0,08	0,08	0,35	1,00	-0,08	0,07	-0,06	-0,08	0,13	0,30	Atlético-PR
0,19	-0,18	-0,12	-0,08	0,05	-0,12	0,08	0,36	-0,11	0,00	0,50	0,50	1,00	0,35	-0,08	-0,18	0,35	-0,08	0,61	-0,03	Grêmio
-0,09	-0,16	-0,05	-0,09	0,27	-0,09	0,11	0,21	-0,11	0,13	0,16	0,16	0,27	0,08	0,48	-0,16	0,36	-0,06	0,21	0,32	Fluminense
0,3	0,17	-0,09	-0,09	0,16	-0,09	0,21	-0,09	0,21	-0,11	0,05	1,00	0,50	0,08	-0,06	-0,12	0,11	-0,06	-0,11	-0,16	Bahia
0,19	-0,22	-0,12	0,49	0,50	0,19	0,41	-0,11	0,36	1,00	0,05	0,05	0,00	0,04	-0,08	0,35	-0,22	-0,08	-0,11	-0,18	Vitória
-0,07	-0,13	-0,04	0,37	-0,11	-0,07	0,17	-0,09	1,00	0,36	-0,11	-0,11	-0,11	-0,10	-0,05	0,13	-0,16	-0,05	-0,09	-0,13	Atlético-GO
0,37	-0,10	-0,07	-0,07	-0,11	-0,07	-0,12	1,00	-0,09	-0,11	0,21	0,21	0,36	0,67	-0,05	-0,10	0,08	-0,05	0,27	0,40	Atlético-MG
-0,1	0,11	-0,10	0,60	0,11	-0,10	1,00	-0,12	0,17	0,41	0,21	0,21	0,08	-0,18	-0,07	0,04	0,05	-0,07	-0,09	-0,18	Coritiba
0,47	0,22	-0,06	-0,06	0,30	1,00	-0,10	-0,07	-0,07	0,19	-0,09	-0,09	-0,12	0,42	-0,04	0,22	-0,13	-0,04	-0,07	0,42	Botafogo
0,3	-0,16	-0,09	-0,09	1,00	0,30	0,11	-0,11	-0,11	0,50	0,16	0,16	0,05	0,08	0,00	0,08	-0,15	-0,06	-0,11	-0,12	Chapecoense
-0,06	-0,11	-0,06	1,00	-0,09	-0,06	0,60	-0,07	0,37	0,49	-0,09	-0,09	-0,11	-0,04	-0,13	-0,13	-0,04	-0,04	-0,11	-0,11	Ponte Preta
-0,06	-0,11	1,00	-0,06	-0,09	-0,06	-0,10	-0,07	-0,04	-0,12	-0,09	-0,09	-0,12	-0,11	-0,04	-0,11	0,16	-0,04	-0,07	-0,11	Santos
-0,07	1,00	-0,11	-0,11	-0,16	0,22	0,11	-0,10	-0,13	-0,22	0,17	0,17	-0,18	-0,16	-0,08	0,20	0,12	-0,08	-0,13	0,20	Corinthians
1,00	-0,07	-0,06	-0,06	0,30	0,47	-0,10	0,37	-0,07	0,19	0,30	0,30	0,19	0,54	-0,04	0,22	-0,13	-0,04	-0,07	-0,07	Avaí

Fonte: Elaboração própria. Software Ucinet.

A Tabela 32 é outro resultado da análise de similaridade de equivalência estrutural baseada no método CONCOR padrão. Analise e interprete as informações da tabela. Quantos blocos de atores o método CONCOR padrão encontrou?

Tabela 32 – Diagrama de partições

	Cruzeiro	Sport	Atlético-MG	Botafogo	Atlético-PR	Fluminense	Flamengo	Palmeiras	Corinthians	Vasco	São Paulo	Grêmio	Bahia	Avaí	Vitória	Atlético-GO	Ponte Preta	Chapecoense	Coritiba	Santos
Nível 3	X X X X			X X	X X				.	X X		X X X		X X X X X X X X X X X X X X X X						
Nível 2	X X X X X X					X X X				X X		X X X X X X X X X X X X X X X X								
Nível 1	X X X X X X X X X X									X X X X X X X X X X X X X X X X										

Fonte: Elaboração própria. *Software Ucinet*.

Compare os resultados encontrados pelos métodos distância euclidiana e CONCOR padrão. Aponte as diferenças e semelhanças.

CAPÍTULO 10 – PAPÉIS E POSIÇÕES: A PASSAGEM DO MICRO AO MACRO

1. Construção da matriz imagem: o método da densidade

Agora vamos explicar a lógica e o procedimento para a construção da matriz de adjacência. Lembremos que o trabalho de representar posições estruturalmente equivalentes numa rede procede em dois momentos: primeiro, alocar atores a posições; e, segundo, descrever como as posições se relacionam umas com outras.

Para descrever relações intra e interposições, há três representações diferentes:

- Tabela de densidades
- Matriz imagem
- Grafo reduzido

Já vimos que o ponto de partida consiste em definir uma medida de semelhança estrutural, seja a distância euclidiana ou a correlação linear. Num primeiro momento, é gerada uma matriz de adjacência com as medidas de semelhança entre os nós. O leitor pode voltar às seções 1 e 2 do capítulo 9 e constatar a dificuldade de discernir dentro do conjunto quais são os clusters de nós com semelhança relacional. Aqui vemos a importância da permutação como uma operação básica com matrizes. Na Tabela seguinte, apresentamos o *output*, gerado pelo software *Ucinet* 6.624, da matriz de adjacência entre as sete posições ou blocos estruturalmente equivalentes na rede de casamentos de Padgett (1993). Nessa apresentação, temos a versão permutada da matriz original com diversos blocos, mas ao mesmo tempo mantendo as relações originais da matriz de adjacência.

Tabela 33 – Matriz de posições

		1	1	1	3	4	9	6	1	0	7	2	4	8	1	1	1	5	5
		1	2	3	6	T	B	S	M	G	P	G	P	B	L	P	C	S	
		A	A	R			B	S	M	G	P	G	P	B	L	P	C	S	
1	Acciaiuoli								1										
2	Albizzi								1	1		1							
13	Ridolfi				1				1									1	
16	Tornabuoni				1				1			1							
3	Barbadori																	1	
14	Salviati										1								
9	Medici	1	1	1	1	1													
6	Ginort		1																
10	Pazzi						1												
7	Guadagni		1		1									1	1				
12	Pucci																		
4	Bischeri											1			1		1		
8	Lamberteschi											1							
11	Peruzzi													1		1	1		
5	Castellani					1										1		1	
15	Strozzi				1									1		1	1		

Fonte: Elaborado a partir de Padgett (1993) com *Ucinet 6* (Borgatti, 2002)

O objetivo agora é construir uma matriz imagem com os blocos de posições estruturais. Observemos que no exemplo há sete blocos:

$$B_1 = \{1, 2, 13, 16\}$$

$$B_2 = \{3, 14\}$$

$$B_3 = \{9, 6\}$$

$$B_4 = \{10\}$$

$$B_5 = \{7, 12\}$$

$$B_6 = \{4, 8\}$$

$$B_7 = \{11, 5, 15\}$$

Note-se que também há variabilidade na densidade das relações ao interior dos clusters e entre clusters. Por exemplo, entre B_1 e B_3 temos um número expressivo de relações, enquanto que entre B_1 e B_6 não há relações. Outra forma de resumir as relações entre posições consiste na tabela de densidades ou matriz de densidades. Lembremos nossa medida de coesão global ou densidade.

Assim, entre B_1 e B_3 temos $4*2$ laços possíveis, e só foram observados 5. Portanto, $\Delta_s = 0,625$.

Tabela 34 – Matriz de densidades intra e inter blocos

	1	2	3	4	5	6	7
1	0.167	0	0.625	0	0.25	0	0.083
2	0	0	0.5	0.5	0	0	0.167
3	0.625	0.5	0	0	0	0	0
4	0	0.5	0	0	0	0	0
5	0.25	0	0	0	0	0.5	0
6	0	0	0	0	0.5	0	0.333
7	0.083	0.167	0	0	0	0.333	1.000

Fonte: Elaborado a partir de Padgett (1993) com Ucinet 6 (Borgatti, 2002)

Qual é o critério para construir uma matriz imagem que resuma as relações entre blocos ou posições? Lembremos que a matriz imagem expressa em termos de 0 e 1 as relações entre blocos. Porém, só algumas relações entre posições aparecem em termos de 0 ou 1. Por exemplo, entre o B_1 e o B_6 não há relações. Mas, ao mesmo tempo, em vários vértices as densidades estão entre 0 e 1. Como colocar a matriz em preto e branco, isto é, em termos de relações binárias 1 e 0?

A partir da tabela de densidades, podem se invocar vários critérios para construir uma matriz imagem. Uma opção é a regra α de densidade.

Leva-se em conta a densidade de toda a matriz. No caso da matriz de trocas matrimoniais, temos que:

$$\Delta_\alpha = 0,16$$

Assim, só as densidades entre posições maiores ou iguais à densidade de toda a rede se consideram válidas para entrar na matriz imagem com valor 1.

Atribuímos valor 0 se $\Delta_{klr} < \alpha$

Atribuímos valor 1 se $\Delta_{klr} \geq \alpha$

Aplicando os critérios de corte anteriores, temos que a matriz de densidades se transforma numa matriz binária.

Tabela 35 – Matriz imagem intra e inter blocos

	1	2	3	4	5	6	7
1	1	0	1	0	1	0	0
2	0	0	1	1	0	0	1
3	1	1	0	0	0	0	0
4	0	1	0	0	0	0	0
5	1	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	1
7	0	1	0	0	0	1	1

Fonte: elaborado a partir de Padgett (1991) com *Ucinet 6* (Borgatti et al. 2002)

2. Blockmodeling: critérios de interpretação e ajuste

Como seu nome indica, um *blockmodeling* é uma representação formal e simplificada de um estado de coisas no mundo social, especificamente de uma estrutura dentro de um sistema social. Nesse sentido, o leitor deve lembrar ideias básicas da Filosofia da Ciência e da Epistemologia. Um modelo teórico não é a reprodução duplicada da realidade, somente aspira a lançar uma conjectura de como é o mundo sob algumas pressuposições. Por esse motivo, toda teorização é passível de ser aperfeiçoada ou refutada mediante os resultados de novas pesquisas. No caso específico dos *blockmodelings*, estes são úteis por diversos motivos:

- (i) Permitem simplificar sistemas posicionais em rede.
- (ii) Permitem interpretações teóricas.

- (iii) Permitem validar teorias estruturais.
- (iv) Permitem comparar padrões relacionais entre populações.

Sintetizando, um *blockmodeling* consiste em:

- (i) Uma partição de atores em rede dentro de subconjuntos chamados de posições.
- (ii) Para cada par de posições é determinada a presença ou ausência de um laço dentro ou entre posições para cada uma das relações que estejam sendo analisadas.

Até aqui vimos o critério da densidade para identificar clusters ou subgrupos em que os nós possuem um perfil relacional semelhante segundo o conceito de equivalência estrutural. Agora se coloca o problema de como interpretar os resultados de uma análise posicional quando os resultados são apresentados como um *blockmodeling*.

Para avançarmos na interpretação dos resultados de um *blockmodeling*, precisamos de uma definição formal:

Um *blockmodeling* é uma partição de atores em N dentro de B posições, B_1, B_2, \dots, B_B , constituindo uma coleção de posições $\phi(i) = B_k$ se o ator i está na posição B_k .

Também especifica os laços ao interior e entre as B posições. Com a expressão b_{klr} se indica a presença ou ausência de um laço de uma posição B_k até uma posição B_l na relação X_r , onde $b_{klr} = 1$, se há um laço; e $b_{klr} = 0$, se não há laço.

Um *blockmodeling* se representa por uma matriz imagem $\mathbf{B} = \{b_{klr}\}$. Essa matriz é um arranjo $B \times B \times R$ que expressa relações intra e entre posições. Cada entrada na matriz é chamada de block. Um block que inclui um 1, indicando uma relação com outro block, é chamado de *oneblock*, e se não há relação – incluindo um 0 – é chamado de *zeroblock*.

Como vimos antes, é pouco provável encontrar redes sociais que possam ser modelizadas em forma pura como *oneblock* ou *zeroblock*. As relações intra e interposições sempre incluem 1 e 0.

Portanto, é preciso uma regra que permita atribuir 1 ou 0 aos laços entre posições.

Vimos antes que o critério geral para definir oneblocks ou zeroblocks é densidade de laços interblocos e dentro de um bloco. Porém, há critérios alternativos para definir como marcar ou não uma relação. De forma resumida, podemos afirmar que há quatro critérios para definir oneblocks e zeroblocks.

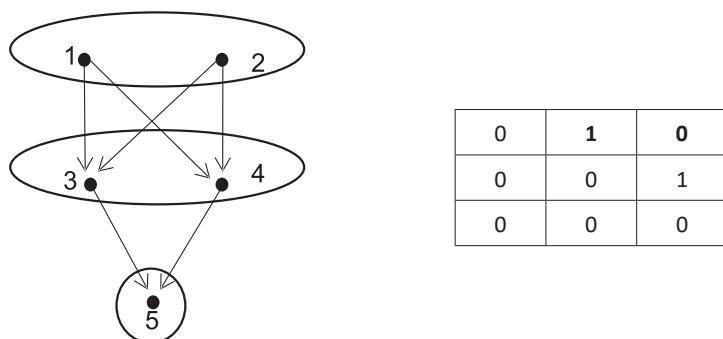
2.1 Ajuste perfeito (*Fat fit*)

Tabela 36 – Ajuste *Fat fit*

		B1		B2		B3
		1	2	3	4	5
B1	1	-	0	1	1	0
	2	0	-	1	1	0
B2	3	0	0	-	0	1
	4	0	0	0	-	0
B3	5	0	0	0	0	-

Fonte: Elaborado a partir de Wasserman e Faust (1994)

Figura 99 – Grafo e matriz de adjacência após ajuste *Fat fit*



Fonte: Elaboração a partir de Wasserman e Faust (1994)

O ajuste perfeito requer que o valor dos laços entre duas posições seja igual a 1, dado que todos os atores na posição linha possuem relações com todos os atores na posição coluna. E 0 quando não há relações.

As condições se expressam formalmente como:

$b_{klr} = 0$ se o valor no vértice é zero para todas as relações entre o bloco linha e coluna, ou no intrabloco.

$b_{k\ell r} = 1$ se o valor no vértice é um para todas as relações entre o bloco linha e coluna, ou no intrabloco.

O leitor pode observar as áreas coloridas na Tabela 36. Entre as posições B_1 e B_2 , todos os valores correspondem a 1. Já entre as posições B_1 e B_3 , todos os valores correspondem a 0. Isto é, estão dadas as condições para se proceder pelo critério do ajuste perfeito.

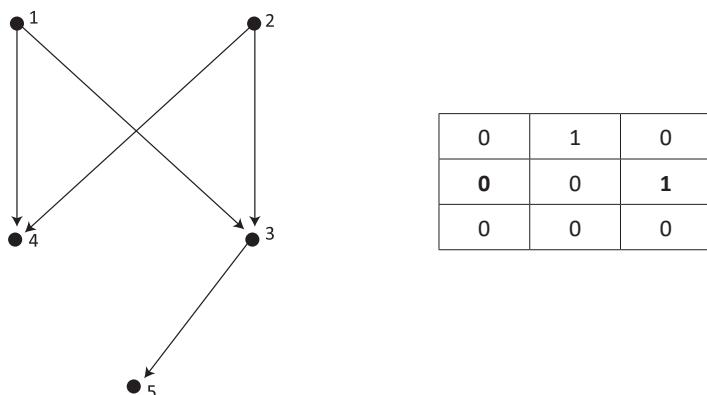
2.2 Ajuste zeroblock (*Lean fit*)

Tabela 37 – Ajuste zeroblock

		B1		B2		B3
		1	2	3	4	5
B1	1	-	0	1	1	0
	2	0	-	1	1	0
B2	3	0	0	-	0	1
	4	0	0	0	-	0
B3	5	0	0	0	0	-

Fonte: Elaboração a partir de Wasserman e Faust (1994)

Figura 100 – Grafo e matriz de adjacência após ajuste zeroblock



Fonte: Elaboração a partir de Wasserman e Faust (1994)

O critério *zeroblock* determina que o laço entre duas posições numa relação dada é 0 só e só se não há nenhum laço entre os atores na

posição linha e os atores da posição coluna. Já a segunda condição para o valor 1 não é rígida.

$b_{klr} = 0$ se o valor no vértice é zero para todas as relações entre o bloco linha e coluna, ou no intrabloco.

$b_{klr} = 1$ para qualquer outra combinação de valores.

O leitor pode observar na Tabela 37 que, no vértice de interseção dos Blocos B_2 e B_1 , cumpre-se a condição de todos os valores serem zero, já no vértice de interseção dos Blocos B_2 e B_3 , basta que exista um único valor em 1.

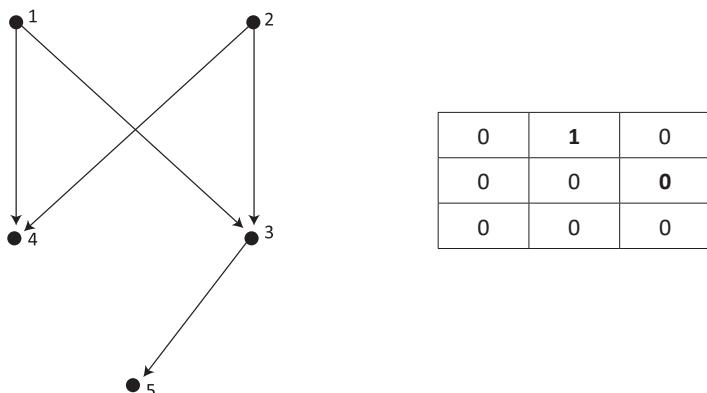
2.3 Ajuste *oneblock*

Tabela 38 – Ajuste *oneblock*

		B1		B2		B3
		1	2	3	4	5
B1	1	-	0	1	1	0
	2	0	-	1	1	0
B2	3	0	0	-	0	1
	4	0	0	0	-	0
B3	5	0	0	0	0	-

Fonte: Elaboração a partir de Wasserman e Faust (1994)

Figura 101 – Grafo e matriz de adjacência apóis ajuste *oneblock*



Fonte: Elaboração a partir de Wasserman e Faust (1994)

O critério *oneblock* determina que os vértices que correspondem aos laços intra e interposições possuam valores 1, caso todos os laços entre os atores da posição linha com os atores da posição coluna estejam presentes. Já a segunda condição para o valor 0 não é rígida.

$b_{klr} = 0$ para qualquer outra combinação de valores.

$b_{klr} = 1$ se o valor no vértice é um para todas as relações entre o bloco linha e coluna, ou no intrabloco.

Observemos o seguinte exemplo das relações comerciais de bens manufaturados entre diversos países, tomado do banco de dados do *Ucinet*

Tabela 39 – Blocos das relações comerciais de bens manufaturados

		2	2	1	1	2	1	2	1	1	1	1	1	1	2	1
		1	0	7	1	5	4	1	7	6	4	4	3	2	2	3
		A	S	E	T	C	C	C	P	E	Y	L	B	A	U	J
1	Algeria				1	1		1			1					
20	Syria															
7	Egypt				1			1			1	1	1	1	1	
21	Thailand			1		1	1	1		1		1	1	1	1	1
5	Czechoslovakia		1		1		1	1		1	1		1	1	1	1
4	China		1		1		1	1		1	1		1	1	1	1
11	Indonesia		1		1		1	1		1		1	1	1	1	
17	Pakistan			1		1	1	1		1		1	1	1	1	
6	Ecuador									1						
24	Yugoslavia		1		1		1	1		1		1	1	1	1	
14	Liberia															
3	Brazil		1		1		1	1		1		1	1	1	1	
2	Argentina		1		1		1	1		1		1	1	1	1	
22	United Kingdom		1		1		1	1		1		1	1	1	1	1
13	Japan		1		1		1	1		1		1	1	1	1	1
9	Finland		1		1		1	1		1		1	1	1	1	1
16	New Zealand		1		1		1	1		1		1	1	1	1	
18	Spain		1		1		1	1		1		1	1	1	1	
19	Switzerland		1		1		1	1		1		1	1	1	1	
8	Ethiopia										1		1			
15	Madagascar										1					
10	Honduras															
23	United States		1		1		1	1		1		1	1	1	1	1
12	Israel				1			1		1		1	1	1	1	

Fonte: Elaboração propria com *Ucinet* 6 (Borgatti, 2002)

Para uma melhor compreensão, apresentamos em continuação a tabela de densidades que corresponde aos blocos vistos anteriormente.

Tabela 40 – Matriz de densidades – trocas de bens manufaturados

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0.000	0.000	0.400	0.333	0.000	0.167	0.000	0.000
2	0.000	0.000	0.100	0.167	0.000	0.417	0.167	0.250
3	0.600	0.700	0.950	0.533	0.500	1.000	0.333	0.600
4	0.333	0.333	0.333	0.000	0.333	0.333	0.111	0.500
5	1.000	0.900	0.500	0.667	1.000	0.833	0.167	1.000
6	1.000	0.967	0.917	0.833	0.750	0.933	0.722	0.917
7	0.000	0.000	0.000	0.500	0.000	0.167	0.000	0.167
8	0.500	0.500	0.500	0.667	0.750	1.000	0.667	1.000

Fonte: Elaboração própria com *Ucinet 6* (Borgatti et al. 2000)

A presença de 1 e 0, na matriz, indica que alguns dos vértices estão preenchidos completamente com esses valores. Isso sugere a possibilidade de aplicar os critérios zeroblock ou oneblock para construir a matriz imagem. Porém, cada opção deturparia a informação original. No caso da opção zeroblock, temos treze vértices, dos sessenta e quatro em total, que seriam preenchidos com zeros e o restante com um, gerando um modelo muito denso, onde $\Delta = 0,79$. Já na opção oneblock, temos somente sete vértices, dos sessenta e quatro em total, que seriam preenchidos com um e o restante com zeros, gerando um modelo pouco denso, onde $\Delta = 0,11$.

Tabela 41 – Matriz imagem – trocas de bens manufaturados

0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0
1	1	1	0	0	1	0	1	
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	1	1	1	1	0	1	
1	1	1	1	1	1	1	1	1
0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	1

Fonte: Elaboração própria

De fato, a densidade da matriz imagem corresponde a um $\Delta = 0,39$, um pouco abaixo do que seria a média entre os valores extremos acima citados. Isso indica que a melhor opção corresponde ao critério da densidade como ponto de corte para binarizar a matriz de blocos e construir, assim, a matriz imagem.

Até aqui, podemos tirar a limpo a principal vantagem da análise de blocos. No começo do presente trabalho, explicamos que a teoria sociológica tem oscilado entre extremos onde, por um lado, damos como sabido que há indivíduos, e, por outro, que há estruturas que governam os indivíduos. Na medida em que o *blockmodeling* apresenta uma estrutura latente que não pode ser vista a olho nu num grafo qualquer, estamos fazendo uma abstração válida que decola do nível superficial das relações entre agentes e atinge o nível profundo de semelhanças não percebidas e de pautas de relações que estruturam as trocas de um sistema social. Em poucas palavras, conseguimos uma passagem válida do nível micro para o nível macro na análise sociológica.

3. Aferimento do ajuste (*Goodness of fit* – GOF)

Pelo visto até aqui, ainda resta encarar um desafio que é próprio de qualquer modelo que aspire a explicar a realidade: como saber se está bem ajustado aos dados, isto é, como discernir se não está deturpando a estrutura relacional observada. Em termos gerais, há duas abordagens básicas para testar o ajuste de um *blockmodeling* (WASSERMAN; FAUST, 1994):

1. Perspectiva comparativa simples: procede pela comparação dos dados observados, isto é, as sociomatrizes R, com os dados preditos da matriz imagem.
2. Perspectiva estatística: trabalha com testes de probabilidade que pressupõem uma distribuição estatística específica e uma estimativa estocástica para o bom ajuste de um *blockmodeling*.

Dado o escopo introdutório deste trabalho, não avançamos com a discussão dos testes estocásticos na análise dos *blockmodeling*. Somente

indicamos que a diferença básica, com o que aqui é explicado, reside no fato de que a análise posicional, do ponto de vista estocástico, é estudada como o resultado de uma distribuição de probabilidade. Portanto, o analista pressupõe um modelo que estime desde um começo tanto a probabilidade das relações como a alocação dos nós a um determinado grupo posicional.

3.1 Perspectiva comparativa simples ou índice bruto

A notação formal do índice é a seguinte:

$$\delta_{b1} = \sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^B \sum_{l=1}^B [b_{klr} - \Delta_{klr}]$$

O índice varia de 0 até $B \times B = B^2$, quantidade que é igual ao número de vértices na matriz de blocos. Atinge o valor máximo se o *blockmodeling* final da matriz imagem estiver completamente invertido, isto é, todos os valores em 0 em lugar de 1, ou todos os valores em 1 em lugar de 0, tomando como ponto de referência as densidades observadas. Quanto menor o valor bruto do índice, melhor o ajuste.

Observemos qual seria o pior ajuste possível:

Tabela 42 – Matriz de densidades

	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7
B1	0	0	0	0	0	0	0
B2	0	0	0	0	0	0	0
B3	0	0	0	0	0	0	0
B4	0	0	0	0	0	0	0
B5	0	0	0	0	0	0	0
B6	0	0	0	0	0	0	0
B7	0	0	0	0	0	0	0

Fonte: Elaboração própria

Tabela 43 – Matriz imagem

	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7
B1	1	1	1	1	1	1	1
B2	1	1	1	1	1	1	1
B3	1	1	1	1	1	1	1
B4	1	1	1	1	1	1	1
B5	1	1	1	1	1	1	1
B6	1	1	1	1	1	1	1
B7	1	1	1	1	1	1	1

Fonte: Elaboração própria

$$\delta_{b1} = B - \Delta$$

$$\delta_{b1} = 49 - 0$$

$$\delta_{b1} = 49$$

O seguinte exemplo ajuda a esclarecer o procedimento. Foi feito a partir da matriz de Krackhardt (1987), incorporada no banco de dados de *Ucinet*, que registra as trocas de conselho técnico entre gerentes de organizações num setor de alta tecnologia.

Tabela 44 – Matriz de densidades Δ , intra e inter blocos – Krackhardt (1987)

	1	2	3	4	5	6	7
1	0.667	0.500	0.400	0.750	0.125	0.050	0.000
2	0.750	1.000	0.500	1.000	0.250	0.400	0.500
3	0.350	0.100	0.300	0.200	0.500	0.080	0.000
4	1.000	1.000	0.400	0.000	1.000	1.000	1.000
5	0.250	0.000	0.600	1.000	1.000	0.000	0.000
6	0.800	0.900	0.960	1.000	0.900	0.400	0.400
7	0.500	0.250	0.100	1.000	0.750	0.600	0.000

Fonte: Elaborado com *Ucinet* 6 (Borgatti et al. 2000)

Tabela 45 – Matriz imagem B, binarizada pela densidade da rede

	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7
B1	1	1	0	1	0	0	0
B2	1	1	1	1	0	0	1
B3	0	0	0	0	1	0	0
B4	1	1	0	0	1	1	1
B5	0	0	1	1	1	0	0
B6	1	1	1	1	1	0	0
B7	1	0	0	1	1	1	0

Tabela 46 – $\delta_{b1} = B - \Delta$

	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7
B1	0.333	0.5	-0.4	0.25	-0.125	-0.05	0
B2	0.25	0	0.5	0	-0.25	-0.4	0.5
B3	-0.35	-0.1	-0.3	-0.2	0.5	-0.08	0
B4	0	0	-0.4	0	0	0	0
B5	-0.25	0	0.4	0	0	0	0
B6	0.2	0.1	0.04	0	0.1	-0.4	-0.4
B7	0.5	-0.25	-0.1	0	0.25	0	0

O total das diferenças é $\delta_{b1} = 0,768$

Como não se trata de um teste probabilístico, o único ponto de referência que temos é o valor extremo 49, sendo este último o total dos vértices da matriz imagem que corresponde ao B^2 . Como vimos, o resultado de 0,768 está longe do valor que representaria a máxima diferença.

Para sermos exatos, o valor anterior corresponde a uma fração do valor máximo, isto é,

$$\delta_{b1} = \frac{0,768}{49} = 0,01567$$

3.2 Perspectiva comparativa das relações observadas com a matriz imagem

Uma primeira variante do índice cru consiste em calcular as diferenças entre as relações observadas e a matriz imagem, focando nas relações específicas entre os nós que ocupam uma posição. Em lugar de comparar uma medida geral, como é a densidade, o que se compara é o número de relações. A sua notação formal é a seguinte:

$$\delta_{x1} = \sum_{r=1}^R \sum_{r=1}^B \sum_{l=1}^B [x_{ijr} - x_{ijr}^{(t)}]$$

Para a matriz de Krackhardt, a diferença que se calcula é a que resulta das relações na matriz imagem menos as relações observadas, tais e como aparecem na matriz de blocos.

Tabela 47 – Matriz de Blocos – Krackhardt (1987)

	B ₁	B ₂	B ₃	B ₄	B ₅	B ₆	B ₇
	1 2 4 6	1 8 0 7	1 2 1 6	1 2 1 6	2 1 8 4	1 7 5 9	1 1 1 3
B ₁	1 2 4 16	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1
B ₂	8 10	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1	1 1 1 1
B ₃	17 12 11 6 21	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1
B ₄	18	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1
B ₅	14 7	1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1
B ₆	5 9 3 20 15	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1
B ₇	13 19	1 1	1	1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1	1 1 1 1 1

Fonte: Elaborado com UCINTE 6 (Borgatti et al. 2000)

Tabela 48 – Matriz de imagem com entradas cheias

	B1				B2	B3	B4	B5	B6	B7
B1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0
	1	1	1	1						
	1	1	1	1						
	1	1	1	1						
B2	1				1	1	1	0	0	1
B3	0				0	0	0	1	0	0
B4	1				1	0	0	1	1	1
B5	0				0	1	1	1	0	0
B6	1				1	1	1	0	0	0
B7	1				0	0	1	1	1	0

Fonte: Krackhardt (1987)

O leitor deve observar que ampliamos o vértice das relações internas ao Bloco 1, incluindo todas as relações entre os nós. Isso significa que onde há valores 1, na matriz imagem, estão sendo computadas a totalidade das relações. Se compararmos o mesmo vértice na matriz observada, Tabela 47, vemos que há somente 8 relações, enquanto que na matriz imagem há o dobro. Dessa forma, podemos entender a discrepancia que pode haver entre a matriz predita e a matriz observada. A mesma análise deve ser feita para todos e cada um dos vértices com valor 1 na matriz imagem.

O cálculo da diferença é o seguinte:

$$\delta_{x1} = 190 - 197$$

$$\delta_{x1} = -7$$

O que se mensura é o número de vértices na matriz de adjacência observada x , que não são idênticos aos valores preditos da matriz imagem $x^{(t)}$ ou alvo (target). Trata-se de uma medida de dissimilaridade. Dado que a lógica é a mesma, sabendo o índice bruto, podemos obter o índice da

diferença nas relações. Isto é, se o primeiro é uma medida de proporções, obtida a partir da diferença das densidades, basta multiplicá-lo pelo total das relações possíveis. Então, podemos afirmar que o índice das diferenças nas relações é uma função do índice bruto. A sua notação é a seguinte:

$$\delta_{x1} = g \times (g - 1) \delta_{b1}$$

Aplicando a fórmula ao exemplo anterior, em que tomamos os dados da rede de Krackhardt (1987), temos o seguinte:

$$\delta_{x1} = 21 \times (21 - 1) 0,0156$$

$$\delta_{x1} = 6,55$$

Este valor é próximo de 7, a diferença encontrada ao fazermos a conta com os valores binários em cada uma das matrizes.

Uma segunda variante consiste em calcular o coeficiente de coincidência ou match coefficient. Consiste na proporção de laços observados que são idênticos aos laços preditos da matriz imagem. Nesse caso, temos uma medida de similaridade, portanto, quanto maior o valor, maior a proximidade entre o valor observado e o valor predito. A sua notação formal é a seguinte:

$$\delta_{x2} = 1 - \frac{\sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^g [x_{ijr} - x_{ijr}^{(t)}]}{g \times (g - 1)}$$

Se incluímos na fórmula os valores do exemplo com que viemos trabalhando, temos a seguinte conta:

$$\delta_{x2} = 1 - \frac{(190 - 197)}{420}$$

$$\delta_{x2} = 1.016$$

4. Exercícios

1) Com base nos resultados da análise de equivalência estrutural pelo método CONCOR padrão, elabore a matriz e o sociograma imagem para a rede de transferências de jogadores dos clubes da 1^a divisão do campeonato brasileiro em 2017. Utilize o critério da densidade para ajustar seu modelo de blocos. Lembre-se de calcular a densidade geral da rede. No *Ucinet* basta seguir o caminho:

Network > Density > Density Overall

A matriz de densidade dos blocos foi emitida entre os resultados da análise de equivalência via CONCOR padrão. Recupere essa informação para resolver este exercício.

2) Elabore também as matrizes e os sociogramas imagem utilizando os critérios: *oneblocks* e *zeroblocks*.

EPÍLOGO PARA PRATICANTES

1. Analisando seus contatos pessoais nos últimos 30 dias.

Este exercício foi pensado para você reforçar sua apropriação dos conceitos e medidas que discutimos no livro. A seguir, descrevemos um conjunto de passos para que você reconstrua a rede de contatos com quem você interagiu nos últimos 30 dias. Ao final, você terá uma *proxy* de sua rede pessoal, então poderá realizar a análise desse domínio relacional e, quem sabe, descobrir algumas características ocultas de sua vida.

O exercício foi pensado para ser iniciado no *software Pajek*. Entretanto, para explorar ao máximo a rede, você precisará exportá-la para o *software Ucinet*. Bastará aplicar os ensinamentos anteriores.

1.1 Exercício

Levando em consideração que nossas relações pessoais não são aleatórias, conclui-se que podemos reconstruir e analisar esse universo relacional por meio das técnicas de análise de redes sociais. Você já pensou sobre o lugar que as pessoas com quem você se relaciona ocupa em sua vida? Este exercício busca motivá-lo (a) a estudar suas relações pessoais. Aplicaremos alguns critérios para identificar as pessoas com quem você interagiu nos últimos 30 dias. Você deverá realizar os passos descritos a seguir e, ao final, chegará à representação das suas relações pessoais mais recentes.

1) Identificação dos nós da rede.

Para identificar os pontos de sua rede de contatos pessoais recentes, vamos adotar como critério os meios de comunicação mais comuns à nossa disposição: (1) ligações telefônicas; (2) interações presenciais; (3) relações virtuais por meio de e-mail, *WhatsApp*, *facebook*, *Hangouts*, *Skype*, *Instagram* etc. No caso de interações virtuais, considere apenas os casos em que houve comunicação direta

e pessoal (conversa) com seu *alter*. Não considere, por exemplo, curtidas, compartilhamento de fotos ou mensagens coletivas (enviadas ou recebidas de grupos). Para limitar nossa análise, focaremos apenas nos contatos que realizamos nos últimos 30 dias. Construa uma lista de nomes a partir dos seguintes passos:

- a) Pegue seu telefone e liste os seus últimos contatos registrados. Para quem você ligou ou de quem recebeu ligações? Para quem você enviou ou de quem recebeu mensagens?
- b) Liste em seguida as pessoas com quem você lembra ter conversado pessoalmente nos últimos 30 dias sobre algum tema relevante para você (trabalho, estudos, religião, conversou sobre seus problemas, situação financeira etc.). **NÃO inclua as pessoas que você apenas cumprimentou.**
- c) Em seguida, accese as ferramentas que lhe permitem interagir por meio da internet. Abra sua caixa de e-mail e complete a lista com nomes de pessoas para quem você enviou ou de quem você recebeu um e-mail (não considere spam, empresas ou grupos, estamos interessados em pessoas que você conhece e com quem interage individualmente). Se você utiliza mais de um e-mail, verifique suas interações naquele que você utiliza com frequênciia. Acesse suas mídias sociais (*instagram, facebook, tinder, twitter* etc.) e liste pessoas para quem você enviou ou de quem recebeu mensagens nos últimos 30 dias (exclua os contatos esporádicos, aqueles feitos com pessoas que você não conhece ou devido a alguma obrigação profissional. Ex.: realizar uma compra, enviar um relatório para alguém desconhecido etc.).

Ao final, você deverá ter uma lista semelhante a que mostramos na coluna A a seguir. Guarde esse arquivo. Em seguida, crie uma nova lista com os nomes identificados, mas, desta vez, elimine os nomes repetidos e exclua a origem das relações. Você então chegará a uma lista final, tal como na coluna B a seguir.

Quadro 7 – Exemplo de mapeamento das interações realizadas nos últimos 30 dias:

Coluna A – Indivíduos com quem interagiu por diferentes meios	Coluna B – Nós da rede pessoal
Relações originadas em interações telefônicas	
Maurício Botrel	Maurício Botrel
César Luís	César Luís
Mariana Almeida	Mariana Almeida
Ana Augusta	Ana Augusta
...	Paula Pereira
Relações originadas em interação pessoal	Joana da Silva
César Luís	Luís Antônio
Ana Augusta	Anayra Ribeiro
Paula Pereira	...
...	
Relações originadas em interação virtual <i>Off-Line</i> e <i>On-Line</i>	
Mariana Almeida	
Ana Augusta	
Joana da Silva	
Ana Augusta	
Luís Antônio	
Anayra Ribeiro	
...	

Observação: Note que a coluna B lista os indivíduos da sua rede pessoal com quem você interagiu nos últimos 30 dias. **Se o número de indivíduos identificados for inferior a 45, complete a lista com pessoas que você conhece e com quem teve contato nos últimos 3 meses até alcançar o número mínimo de 45 atores.** Guarde a lista final.

2) Representando as relações

Uma vez que identificamos os atores da rede, vamos indicar as relações entre os atores. No caso de redes pessoais, as relações entre os *alters* (seus familiares, amigos e conhecidos) são apontadas pelo *ego* (você). Isso significa que as relações representadas são registradas a partir da percepção do ego. Esse é um dos limites dessa técnica. Outro ponto importante a notar é que o *ego* (o dono da rede pessoal) não será inserido na rede.

Para representar as relações, vamos seguir os seguintes passos:

- a) Criar uma sintaxe da rede no bloco de notas a partir da lista de pessoas que você identificou. Lembre-se que o tamanho mínimo da rede deve ser de 45 atores. A sintaxe será criada para o *Pajek*,

Passo 1: Abra o blocos de notas, na primeira linha digite:

*vertices X

(X refere-se ao número de atores que você levantou na etapa anterior. Ex.: se você identificou 58 pessoas, substitua X por 58.)

Passo 2: em seguida, a partir da segunda linha, numere e digite (entre aspas) o “nome de cada pessoa identificada”. Veja o exemplo para uma rede com cinco atores:

*vertices 5

- 1 “Alessandro 2º grau”
- 2 “Ana Carolina”
- 3 “Ana Paula JK”
- 4 “Anderson Xavier”
- 5 “Andrea Matriz”

- b) Agora estamos prontos para registrar as relações entre os atores. Neste exercício, representaremos também a intensidade dessas relações. Indique as pessoas que se conhecem (que conversam ou já conversaram e, portanto, podem interagir sem a necessidade de sua intermediação). Vamos considerar a seguinte escala de intensidade: a) o número “2” indicará um laço forte, isto é, pessoas que se conhece bem (conversam com frequência, encontram-se frequentemente); b) o número “1” indicará um laço fraco, ou seja, pessoas que apenas se conhecem (conversam pouco, encontram-se eventualmente). Lembre-se que se duas pessoas não se conhecem, não háverá relação para registrar na sintaxe. Para registrar as relações, siga os seguintes passos:

Passo 3: Logo abaixo da identificação dos nomes (passo 2), digite:

*edges

(esse comando indicará o natureza da relação entre os atores)

Passo 4: Na linha seguinte, comece a informar as relações existentes. Cada linha representará uma relação e sua intensidade através da combinação de 3 números. Assim, se o ator 1 de sua rede conhece muito bem o ator 10 (uma relação de intensidade 2), você deverá informar essa relação digitando-a da seguinte forma:

1 10 2

Se o ator 1 apenas conhece o ator 26 (intensidade 1), você deverá digitar:

1 26 1

Utilize espaço para separar os 3 números, note que os dois primeiros números representam atores (identificados nos passos 1 e 2 acima) e o terceiro número revela a intensidade da relação entre estes. Seu resultado final será semelhante ao exemplo a seguir, lembrando que sua rede deve ter um tamanho mínimo de 45 atores.

Exemplo com uma rede de tamanho 5. Note no seguinte exemplo que o ator 1 (Alessandro) tem um laço fraco com o ator 2 (Ana Carolina), um laço forte com o ator 3 (Ana Paula) e não conhece os atores 4 e 5:

*vertices 5

1 "Alessandro 2º grau"

2 "Ana Carolina"

3 "Ana Paula JK"

4 "Anderson Xavier"

5 "Andrea Matriz"

*edges

1 2 1

1 3 2

2 3 1

3 5 2

4 5 2

Salve o arquivo com as informações da rede.

3) Identificando atributos

O último passo para organizar os dados de sua rede de contatos pessoais recentes será o levantamento de alguns atributos úteis para analisar a rede. Vamos sugerir alguns atributos interessantes para serem inseridos na análise, **mas você pode identificar outros atributos relevantes além dos dois sugeridos.**

- a) O primeiro atributo refere-se às esferas de sua vida as quais seus contatos estão ligados. Volte à lista de identificação dos atores e classifique-os em relação ao pertencimento às esferas da sua vida: **trabalho, religião, estudos, família, lazer.** Cada ator deve ser associado apenas em uma esfera. Se um ator atua em mais de uma esfera, considere aquela na qual você julgue que a atuação desse ator é mais relevante para você.
- b) Um segundo atributo é o sexo dos atores. Classifique-os em **masculino e feminino.**

Salve o arquivo com as informações dos atributos.

Pronto! Você agora pode analisar as relações entre seus contatos pessoais mais recentes.

1.2 Orientações para análise descritiva.

Antes de visualizar a rede, reflita sobre a natureza das relações que você levantou. As questões a seguir lhe ajudarão nessa tarefa:

- I. A rede construída é formada por laços orientados ou não-orientados?
- II. Trata-se de uma rede binária ou valorada?
- III. Essa rede é *One-Mode* ou *Two-Mode*?
- IV. Sua rede de contatos pessoais é uma rede *Multiplex*?

Esperamos que, após pensar um pouco sobre o tipo de rede construída neste exercício, você já tenha uma noção sobre os tipos de análises que poderão ser feitas. Por exemplo, você já deve ter claro se será ou não possível classificar os atores da rede considerando os graus nodais e a centralidade de proximidade diferenciando entre laços de entrada e de

saída. A seguir, preparamos algumas questões para lhe auxiliar a construir uma análise descritiva da rede.

- 1) Visualize a rede e os atributos no *Pajek*.
- 2) Importe e visualize sua rede no *Ucinet*.
- 3) Qual é o tamanho de sua rede?
- 4) Quantos laços existem na rede?
- 5) Quantos laços são fortes e quantos são fracos?
- 6) Qual é a densidade da rede?
- 7) Os atores de sua rede estão todos conectados em um único componente ou há subgrupos desconectados?
- 8) Como as pessoas de cada esfera de sua vida se relacionam? Há mais relações internas ou externas nas diferentes esferas?
- 9) Compare a densidade dos laços dentre e entre as esferas de sua vida.
- 10) Quais esferas da sua vida se conectam internamente por laços fortes e quais se conectam por laços fracos?
- 11) Como seus contatos pessoais se relacionam com base no sexo? Como essa relação acontece em cada esfera da sua vida?
- 12) Quais são os 5 atores mais centrais sob as diferentes perspectivas de centralidade que estudamos (grau nodal, proximidade, intermediação, prestígio de proximidade (*Reach Centrality*), Eigenvector)?
- 13) Quais são os top 5 de seus contatos pessoais recentes? Isto é, quais são os 5 atores que se destacaram mais vezes como centrais, considerando as diferentes medidas de centralidade que você analisou? Eles pertencem a quais esferas de sua vida?
- 14) Compare os domínios de influência de um parente (preferencialmente de sua família primária), de seu(sua) melhor amigo(a) e de um(a) colega que você conheceu recentemente.
- 15) Calcule o número de panelinhas na sua rede (cliques)? Se você encontrou mais de uma, compare os tamanhos e a composição desses subgrupos. Os cliques misturam as esferas da vida? Há cliques seguimentados por sexo? A composição dos cliques

maiores é diferente da composição dos cliques menores? Quais são os atores que mais participaram das panelinhas entre seus contatos pessoais recentes?

- 16) Adote outros critérios para identificar subgrupos na sua rede (N-clique, N-clã, K-plex etc.). Analise os tamanhos e a composição dos subgrupos encontrados.
- 17) Qual das análises realizadas nos exercícios 15 e 16 revelou algo novo ou interessante sobre suas interações recentes?
- 18) Por fim, vamos partir para uma análise de *blockmodeling*. Elabore um modelo utilizando o critério de equivalência estrutural, ajuste o modelo e responda:
 - a. Algum ator da sua rede de contatos pessoais recentes ocupa uma posição exclusiva? Isto é, há alguém na sua vida para quem não há outra pessoa estruturalmente equivalente?
 - b. O que os resultados da análise de blocos mostraram em relação à forma como você classificou seus contatos pessoais nas esferas de sua vida? Os subgrupos encontrados correspondem à sua classificação inicial ou houve subdivisão das esferas de sua vida? Quais?
 - c. Construa a matriz e o grafo imagem utilizando o critério da densidade para ajustar o modelo. Qual posição na rede tem a função de conectar blocos de atores entre seus contatos? Quem são os atores que assumem essa posição na rede? Quais blocos de atores são conectados mais fortemente?
 - d. Qual foi o achado novo ou interessante que você encontrou a partir da análise de blocos de sua rede de contatos pessoais recentes?
- 19) Descreva sua rede de contatos pessoais recentes destacando os principais achados. O que você tem a dizer sobre a importância das pessoas e dos grupos que elas formam em sua vida? Quais pessoas desempenham a função mais importante em sua vida?

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BARBOSA, João Estevão; VENEROSO, Jaqueline. Análise da colaboração científica em ciências contábeis por meio da cooperação em bancas de doutorado. *Revista de Contabilidade da UFBA*, v. 9, n. 3, p. 135-153, 2015.

BARBOSA NETO, J.E; SALEJ HIGGINS, S.S; VENEROSO, Alves da Cunha J.; RIBEIRO, A.C.. Capital social e seletividade em redes de coautoria acadêmica: o caso das ciências contábeis no Brasil. *Brazilian Business Review*, v. 13, n. 6, p. 239-269, 2016.

BEARMAN, Peter. Generalized exchange. *American Journal of Sociology*, v. 102, n. 5, p. 1383-1415, 1997.

BERNARD, H.R; KILWORTH, P.D.;SAILER, L. Informant accuracy in social network data IV: a comparison of clique-level structure in behavioural and cognitive network data. *Social Networks*, 2, p. 191-218, 1980.

BORGATTI, Stephen; EVERETT, Martin; FREEMAN, Linton. *Ucinet 6 for Windows*: software for social network analysis. Harvard MA: Analytic Technologies, 2002.

BORGATTI, Stephen; Halgin, Daniel S. Analyzing affiliation networks. In: Scott, John; Carrington, Peter J. (Eds.). *Social network analysis*. London: Sage, 2011a.

BORGATTI, Stephen; López-KIDWELL, Virginie. *Network Theory*. In: SCOTT, John; Carrington, Peter J. (Eds.). *Social network analysis*. London: Sage, 2011b.

BOURDIEU, Pierre. *Razões práticas*: sobre a teoria da ação. 6. ed. Campinas, SP: Papirus, 1994.

BURT, Ronald. Network data from archival records. In: Burt, Ronald; MINOR, M. J. (Eds.). *Applied network analysis*. Beverly Hills: Sage, 1983. p. 158-174

_____. *The social structure of competition*. Harvard: Harvard University Press, 1992.

_____. Structural holes versus network closure as social capital. In: LIN, Nancy; Cook, Daren; BURT, Ronald (Eds.). *Social capital*: theory and research. New Jersey: Aldine de Gruyter, 2005. p. 31-56.

CHRISTAKIS, Nicholas A.; FOWLER, James H. The spread of obesity in a large social network over 32 years. *The New England Journal of Medicine*, v. 357, n. 4, p. 370-379, 2007.

COLEMAN, James; KATZ, Elihu; MENZEL, Herbert. The diffusion of an innovation among physicians. *Sociometry*, v. 20, n. 4, 1957.

COLEMAN, James. The social capital in the creation of human capital. *American Journal of Sociology*, v. 94, Suplement-95-S120, 1988.

COSER, Lewis A. *Masters of sociological thought. Ideas in historical and social context.* New York: Harcourt Brace Jovanovich, 1970.

CRONBACH, L. J.; GLESER, G. C. Assessing similarity between profiles. *Psychological Bulletin*, v. 50, p. 456-473, 1953.

DEGENNE, Alain; FORSÉ, Michel. *Les réseaux sociaux.* Paris: Armand Colin, 2004. Introduction.

DOREIAN, Patrick D. Una introducción de carácter intuitivo a la modelización em bloques (blockmodeling). *Política y Sociedad*, Madrid, v. 33, 2000.

_____. *Exploratory social network analysis with Pajek.* New York: Cambridge University Press, 2011. Cap. 6, 7, 9 e 12.

DURKHEIM, Émile. *Da divisão do trabalho social.* São Paulo: Matin Fotes, 2000.

_____. *As regras do método sociológico.* São Paulo: Martins Fontes, 2014.

Fox, J. Selective aspects of measuring resemblance for taxonomy. In: Hudson, H. C. (Ed.). *Classifying social data.* San Francisco: Jossey-Bass, 1982.

FREEMAN, S. C.; FREEMAN, Linton. *The networkers network: a study of the impact of a new communications medium on sociometric structure.* Irvine, CA: University of California, . (Social Science Research Reports, n. 46),1979.

FREEMAN, Linton. *The development of social network analysis.* A study in the sociology of science. Vancouver: Empirical Press, 2004.

GARFINKEL, Harold. *Studies in ethnomethodology.* Cambridge, UK: Polity Press, 1984.

GIDDENS, Anthony. *A constituição da sociedade.* São Paulo: Martins Fontes, 2003.

GODECHOT, Olivier. *Comunicação acadêmica no seminário sobre análise de redes.* École Normale Superior. Paris: Boulevard Jourdan, 2007.

GODECHOT, Olivier; Mariot, Nicolas. Les deux formes du capital social. *Revue Française de Sociologie*, v. 45, p. 243-282, 2004.

GOFFMAN, Erving. *The presentation of self in everyday life.* University of Edinburgh, Social Sciences Research Centre, 1956. (Monograph Number 2).

GOULD, Roger; FERNANDEZ, Roberto. Structure of mediation: a formal approach to brokerage in transactions networks. *Sociological Methodology*, v. 19, p. 89-126, 1989.

GRANOVETTER, Mark. The strength of weak ties. *American Journal of Sociology*, v. 78, n. 6, 1973.

_____. Getting a job. A study of contacts and careers. Chicago: The University of Chicago Press, 1974.

_____. Network sampling: some first steps. *American Journal of Sociology*, v. 81, n. 6, p. 1287-1303, 1976.

- _____. Economic action and social structure: the problem of embeddedness. *American Journal of Sociology*, v. 91, p. 481-510, 1985.
- HANNEMAN, Robert A. *Introducción a los métodos del análisis de redes sociales*. Departamento de Sociología de la Universidad de California Riverside. Disponível em: <http://revista-redes.rediris.es/webredes/text.htm>.
- HIGGINS, Silvio Salej. O estudo dos efeitos não intencionais da ação intencional na teoria sociológica. *Sociologias*, Porto Alegre, ano 13, n. 28, p. 258-282, set./dez. 2011.
- _____. A difícil construção do capital social. Estruturas da ação coletiva numa organização camponesa colombiana. *Latin American Research Review*, v. 47, n. 3, p. 83-108, 2012.
- KLOVDAHL, A.S.; POTTERAT, J.; WOODHOUSE, D.; MUTH, J; Muth, S. ;DARROW, W. W. Hiv infection in an urban social network: a progress report. *BMS: Bulletin of Sociological Methodology / Bulletin de Méthodologie Sociologique*, n. 36 (SEPTEMBER) p. 24-33, 1992.
- KÖNIG, Dénes. *Theory of finite and infinite graphs*. Birkhäuser: Boston, 1990.
- KRACKHARDT D. Cognitive social structures. *Social Networks*, 9, p. 104-134, 1987.
- LÁSLÓ BARABÁSI, Albert; BONABEAU, Eric. Redes sem escala. *Scientific American – Brasil*, ano 2, n. 13, p. 64-72, jun. 2003.
- LAZEGA, Emmanuel; HIGGINS, Sílvio Salej. *Redes sociais e estruturas relacionais*. Fino Traço, Belo Horizonte, 2014.
- LAZEGA, Emmanuel. *The collegial phenomenon*. The social mechanisms of cooperation among peers in a corporate law partnership. Oxford: University Press. 2001.
- LÉVI-STRAUSS, Claude. *As estruturas elementares do parentesco*. Petrópolis: Vozes, 1982.
- LORRAINE, François; WHITE, Harrison. Structural equivalence of individuals in social networks. *Journal of Mathematical Sociology*, v. 1, p. 49-80, 1971.
- MERTON, Robert. *Social theory and social structure*. New York: The Free Press. 1968.
- MISCHE, Ann; PATTISON, Philippa. Composing a civic arena: publics, projects, and social settings. *Poetics* 27 , p. 167-194, 2000.
- MIZRUCHI, Mark. *Análise de redes sociais: avanços recentes e controvérsias atuais*. In: Braga
- MARQUES, Eduardo (Organizador). *Redes sociais no Brasil: sociabilidade, organizações civis e políticas públicas*. Belo Horizonte: Fino Traço, 2012.
- MARTES, Ana Cristina (Coord.). *Redes e Sociologia Econômica*. São Carlos: Edufcar, 2009.
- MOLINA, José Luis. El análisis de redes personales con Egonet i Visualizer. In: Molina, José Luis et. al. *Talleres de autoformación con programas informáticos de análisis de redes sociales*. Barcelona: Universitat Autònoma de Barcelona, Server de Publicacions, 2006.

- MORENO, Jacob. *Who shall survive? Foundations of sociometry, group psychotherapy and sociodrama*. New York, Beacon: Beacon House Inc., 1953.
- NOOT, Wouter de; BATAGELJ, Vladimir; MRVAR, Andrej. *Exploratory social network analysis with Pajek*. New York: Cambridge University Press, 2011.
- OLSON, Mancur. *A lógica da ação coletiva*. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo (EDUSP), 1999.
- PADGETT, J. F.; ANSELL, C. K. Robust action and the rise of the Medici, 1400-1434. *American Journal of Sociology*, v. 98, p. 1259-1319, 1993.
- PARSONS, Talcott. *Social systems and the evolution of Action Theory*. New York: The Free Press, London: Collier Macmillan Publishers, 1977.
- POPPER, Karl. *La sociedad abierta y sus enemigos*. Buenos Aires: Paidós II, 1975.
- PUTNAM, Robert. *Bowling alone:the collapse and revival of american community*. New York: Simon & Schuster, 2001.
- RAPOPORT, A.; HORVATH, W.J. A study of a large sociogram. *Behavioural Science*. 6, p.279-291.
- SIMMEL Georg. Études sur les forms de la socialization. Paris: Presses Universitaires de France, 1999.
- _____. v.. 2: *Über sociale Differenzierung; Die Probleme der Geschichtsphilosophie*. Frankfurt, Suhrkamp, 1989 [1892].
- _____. Das Problem der Sociologie. In: _____. Georg Simmel Gesamtausgabe . v. 5: *Aufsätze und Abhandlungen* 1894 bis 1900. Frankfurt, Suhrkamp, 1992a [1894].
- _____. Ueber eine Beziehung der Selectionslehre zur Erkenntnis theorie. In: _____. Georg Simmel Gesamtausgabe. v. 5: *Aufsätze und Abhandlungen* 1894 bis 1900. Frankfurt, Suhrkamp, 1992b [1895].
- _____. Georg Simmel Gesamtausgabe. v. 6: *Philosophie des Geldes*. Frankfurt, Suhrkamp, 1989 [1900].
- _____. Georg Simmel Gesamtausgabe. v. 11: *Soziologie: Untersuchungen über die Formen der Vergesellschaftung*. Frankfurt, Suhrkamp, 1992c [1908].
- _____. Georg Simmel Gesamtausgabe. v. 10: *Philosophie der Mode; Die Religion; Kant und Goethe; Schopenhauer und Nietzsche*. Frankfurt, Suhrkamp, 1995 [1913].
- SMITH, Adam. *Investigaçāo sobre a natureza e as causas da riqueza das nações*. São paulo: Editor Victor Civita, 1984.
- SNIJDERS, Tom. SIENA, disponível em: <https://www.stats.ox.ac.uk/~snijders/siena/.2018>.
- SOKAL, R. R.; SNEATH, P. H. A. *Principles of numerical taxonomy*. San Francisco: Freeman, 1963.

- TRAVERS, Jeffrey; MILGRAM, Stanley. An experimental study of the small world problem. *Sociometry*, v. 32, n. 4, p. 425-443, dez. 1969.
- WAIZBORT, Leopoldo. Simmel no Brasil. *Dados, Revista de Ciências Sociais*, v. 50, n. 1, p.11-48, 2007.
- WASSERMAN, Stanley; Faust, Katherine. *Social network analysis*. Cambridge U.K.: Cambridge University Press, 1994.
- WEBER, Max. *Economía y sociedad*. México: Fondo de Cultura Económica, 2002 [1920].
- WHITE, H.; BOORMAN, S.; BREIGER, R. Social Structure from Multiple Networks I. Blockmodels of Roles and Positions. *American Journal of Sociology*, v. 81, p. 730-870, 1976.
- WHITE, Harrison. *Identity & Control*. How social formations emerge. Princeton: Princeton University Press, 2008.

Esta obra foi impressa pela Imprensa Nacional
SIG, Quadra 6, Lote 800
70610-460 – Brasília-DF