

# Análise da Rede Complexa *Mouse Visual Cortex*

Felipe Duarte

Universidade Federal do Paraná (UFPR)

Email: felipeduarte@ufpr.br

Paulo Jankosz

Universidade Federal do Paraná (UFPR)

Email: paulojankosz@ufpr.br

**Resumo**—Este trabalho apresenta a análise estrutural da rede complexa *Mouse Visual Cortex*, utilizando teoria dos grafos e a biblioteca NetworkX. São calculadas métricas fundamentais como componentes conexas, distâncias, graus, centralidades e coeficiente de agrupamento, além da comparação com os modelos Erdős–Rényi (ER), Watts–Strogatz (WS) e Barabási–Albert (BA). Foi implementado também um modo avançado com cliques, *triadic census*, robustez, assortatividade, comunidades e eficiência. O objetivo é caracterizar a estrutura da rede e identificar o modelo teórico mais compatível com sua topologia.

## I. INTRODUÇÃO

Redes complexas são ferramentas fundamentais para modelar estruturas relacionais em sistemas naturais, sociais e tecnológicos. Neste trabalho analisamos a rede dirigida *Mouse Visual Cortex 1*, fornecida em formato GraphML [1], representando conexões neurais no córtex visual de camundongo. A análise utiliza métricas clássicas da literatura, incluindo clustering [2], centralidades [3], [4], assortatividade [5], *triadic census* [6] e eficiência [7]. Também comparamos a rede com modelos fundamentais: Erdős–Rényi [8], Watts–Strogatz [2] e Barabási–Albert [9].

## II. METODOLOGIA

A análise foi realizada em Python utilizando a biblioteca NetworkX [10]. Um único script, `analysis_mouse_cortex.py`, executa todas as etapas: leitura da rede, cálculos, geração de gráficos e escrita dos resultados em arquivos de texto, CSV e PNG.

### A. Análise Básica

Inclui:

- Informações gerais da rede;
- Componentes conexas [11];
- Detecção de ciclos;
- Raio, diâmetro e excentricidades;
- Distribuição dos graus;
- Árvore geradora máxima e mínima;
- Centralidades clássicas [3], [4];
- Clustering local e global [2];
- Comparação com ER, WS e BA [8], [2], [9].

### B. Análise Avançada

Ativada pela flag `--avancado`, realiza:

- Cliques máximos (Bron–Kerbosch) [12];
- Triadic Census [6];
- Assortatividade [5];
- Robustez a falhas e ataques [13];

- Comunidades via Girvan–Newman [14];
- Pontos de articulação e arestas críticas;
- Eficiência global/local [7];
- Transitividade [15];
- Comparação estatística em larga escala com 100 instâncias ER/BA/WS.

Todos os resultados são armazenados automaticamente na pasta `resultados/`.

## III. EXECUÇÃO DO CÓDIGO

### A. Preparação do Ambiente

A execução das análises requer Python 3 e as bibliotecas especificadas no arquivo `requirements.txt`. Para garantir reprodutibilidade, recomenda-se o uso de um ambiente virtual:

```
python3 -m venv .env
source .env/bin/activate
pip install -r requirements.txt
```

O arquivo `requirements.txt` contém todas as dependências utilizadas pelo script.

### B. Estrutura do Script

O script principal é:

```
analysis_mouse_cortex.py
```

A rede é carregada automaticamente a partir do arquivo:

```
mouse_visual.cortex_1.graphml
```

Que já está presente no arquivo compactado com o código.

Durante a execução, o script cria a pasta `resultados/` contendo:

- `resultados/figuras/` — imagens geradas (histograma, CCDF e demais gráficos);
- `resultados/tabelas/` — arquivo CSV com todas as centralidades calculadas;
- arquivos `.txt` — relatórios individuais contendo cada conjunto de métricas.

Essa estrutura é gerada automaticamente, independentemente das flags utilizadas.

### C. Comportamento do `--help`

O script possui um sistema de ajuda integrado. A execução:

```
python3 analysis_mouse_cortex.py --help
```

Exibe uma descrição breve de cada flag, explicando exatamente qual análise ela ativa. Todas as flags são opcionais, e podem ser combinadas livremente.

#### D. Flags Disponíveis

- **--info** Informações básicas da rede: vértices, arestas, densidade e graus extremos.
- **--componentes** Componentes conexos (fracos e fortes) e extração da maior componente fraca.
- **--ciclos** Verificação de ciclos na maior componente.
- **--distancias** Excentricidades, raio, diâmetro, centro e periferia da maior componente.
- **--graus** Estatísticas da distribuição dos graus e geração dos gráficos (histograma e CCDF).
- **--centralidades** Centralidades de grau, intermediação, proximidade e autovetor (com geração de CSV).
- **--clustering** Coeficientes de agrupamento local e global, e comparação com um grafo Erdős-Rényi equivalente.
- **--modelos** Geração e comparação com os modelos ER, BA e WS utilizando parâmetros equivalentes à rede real.
- **--mst** Cria a árvore geradora mínima e máxima, gerando suas informações em um txt e a representação da imagem de cada árvore como um png
- **--avancado** Modo completo de análise estrutural: cliques, triadic census, assortatividade, robustez, Girvan-Newman, pontos críticos, eficiência, transitividade e análise estatística com 100 instâncias ER/BA/WS.
- **--all** Executa todas as análises básicas de uma só vez (equivalente ao conjunto de todas as flags anteriores, exceto --avancado).

#### E. Comportamento Padrão (Execução sem Flags)

Se o script for executado sem nenhuma flag:

```
python3 analysis_mouse_cortex.py
```

Ele ativa automaticamente o modo **--all**.

#### F. Exemplos de Uso

Executar apenas a análise dos graus:

```
python3 analysis_mouse_cortex.py --graus
```

Executar as métricas dos modelos teóricos:

```
python3 analysis_mouse_cortex.py --modelos
```

Executar somente a análise avançada:

```
python3 analysis_mouse_cortex.py --avancado
```

Após a execução, todos os arquivos gerados estarão organizados dentro do diretório: `resultados/`

## IV. RESULTADOS PRELIMINARES

A rede possui 29 vértices e 44 arestas, com densidade 0,054. Os graus variam de 1 a 9, com média 3,03 e desvio padrão 1,77. A rede é fracamente conexa e todas as componentes

fortemente conexas têm tamanho 1, caracterizando um grafo dirigido acíclico. O diâmetro é 6 e o raio é 4.

A distribuição dos graus apresenta concentração em valores baixos, com poucos vértices acima de grau 6. O clustering médio foi 0,049, indicando quase total ausência de triângulos, consistente com o triadic census.

Na comparação com modelos teóricos, a rede real aproxima-se do modelo Erdős-Rényi [8], mas com clustering ainda menor. O modelo Barabási-Albert [9] não é compatível devido à ausência de hubs, e o Watts-Strogatz [2] superestima o agrupamento.

A análise avançada mostrou assortatividade negativa, presença de poucos pontos críticos, baixa redundância estrutural e modularidade fraca segundo Girvan-Newman [14]. A eficiência global foi 0,417 e a local, 0,049.

#### A. Distribuição dos Graus

A distribuição foi representada por um histograma (Fig. 1) e pela função CCDF em escala log-log (Fig. 2). Ambos os gráficos revelam comportamento concentrado em graus baixos, sem cauda pesada.

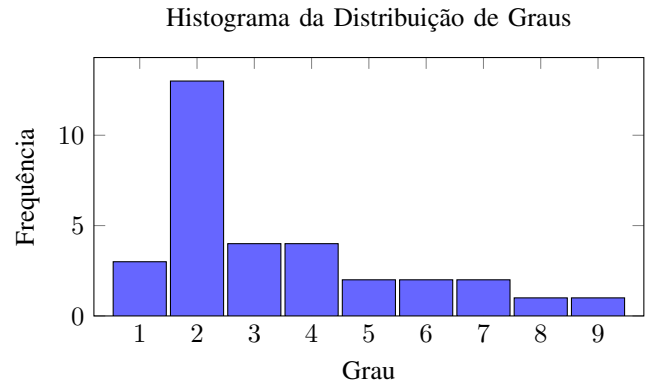


Figura 1. Histograma da distribuição de graus.

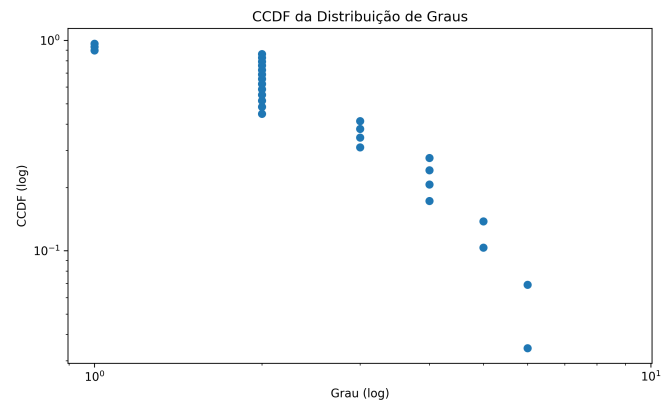


Figura 2. CCDF da distribuição de graus em escala log-log.

## V. DISCUSSÃO

Os resultados mostram que a *Mouse Visual Cortex 1* possui estrutura esparsa, acíclica e com baixa redundância. A ausência de triades fechadas (confirmada pelo triadic census [6]) e a transitividade reduzida [15] indicam que a rede não apresenta propriedades de mundo pequeno nem preferência por agrupamentos.

A assortatividade negativa [5] e a presença de pontos de articulação sugerem fragilidade estrutural sob remoção direcionada, o que é consistente com análises clássicas de robustez [13]. O modelo ER [8] aproxima-se mais da rede real, embora produza clustering maior. Os modelos BA e WS são incompatíveis, respectivamente por produzirem hubs e clustering elevado.

De modo geral, a rede apresenta características alinhadas a topologias dirigidas de fluxo de informação, com estrutura hierárquica e baixa modularidade, reforçada pelo método de Girvan–Newman [14].

## VI. CONCLUSÃO

A rede *Mouse Visual Cortex 1* é um grafo dirigido esparsa, acíclico e com baixa transitividade. As análises indicam ausência de hubs, fraca modularidade e forte dependência de arestas específicas para manutenção da conectividade. Entre os modelos clássicos avaliados, o mais compatível é o Erdős–Rényi, embora ainda apresente clustering superior ao observado na rede real.

As propriedades observadas sugerem uma estrutura orientada ao fluxo, com baixa redundância e conectividade distribuída de maneira moderadamente homogênea. O estudo

confirma que modelos BA e WS não representam adequadamente a rede e que o modelo ER, apesar de limitações, é o mais próximo da topologia real.

## REFERÊNCIAS

- [1] U. Brandes, M. Eiglsperger, I. Herman, M. Himsolt, and M. Marshall, “Graphml primer,” in *Graph Drawing*. Springer, 2013, pp. 189–194.
- [2] D. J. Watts and S. H. Strogatz, “Collective dynamics of ‘small-world’ networks,” *Nature*, vol. 393, no. 6684, pp. 440–442, 1998.
- [3] L. C. Freeman, “A set of measures of centrality based on betweenness,” *Sociometry*, pp. 35–41, 1977.
- [4] P. Bonacich, “Factoring and weighting approaches to status scores and clique identification,” *Journal of Mathematical Sociology*, vol. 2, no. 1, pp. 113–120, 1972.
- [5] M. E. Newman, “Assortative mixing in networks,” *Physical Review Letters*, vol. 89, no. 20, p. 208701, 2002.
- [6] P. W. Holland and S. Leinhardt, “Local structure in social networks,” *Sociological Methodology*, pp. 1–45, 1976.
- [7] V. Latora and M. Marchiori, “Efficient behavior of small-world networks,” *Physical Review Letters*, vol. 87, no. 19, p. 198701, 2001.
- [8] P. Erdős and A. Rényi, “On the evolution of random graphs,” *Publ. Math. Inst. Hung. Acad. Sci.*, vol. 5, pp. 17–60, 1960.
- [9] A.-L. Barabási and R. Albert, “Emergence of scaling in random networks,” *Science*, vol. 286, no. 5439, pp. 509–512, 1999.
- [10] A. Hagberg, P. Swart, and D. S. Chult, “Exploring network structure, dynamics, and function using networkx,” in *Proceedings of the 7th Python in Science Conference*, 2008, pp. 11–15.
- [11] F. Harary, *Graph Theory*. Addison-Wesley, 1969.
- [12] C. Bron and J. Kerbosch, “Algorithm 457: finding all cliques of an undirected graph,” *Communications of the ACM*, vol. 16, no. 9, pp. 575–577, 1973.
- [13] R. Albert, H. Jeong, and A.-L. Barabási, “Error and attack tolerance of complex networks,” *Nature*, vol. 406, no. 6794, pp. 378–382, 2000.
- [14] M. Girvan and M. E. Newman, “Community structure in social and biological networks,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 99, no. 12, pp. 7821–7826, 2002.
- [15] M. E. Newman, “The structure and function of complex networks,” *SIAM Review*, vol. 45, no. 2, pp. 167–256, 2003.