

CENTRO UNIVERSITÁRIO FEI  
ROBERTO GONÇALVES DE MAGALHÃES JÚNIOR

**PERCEPÇÃO E COGNIÇÃO HUMANA NA AVALIAÇÃO VISUAL DA DOR  
NEONATAL USANDO RASTREAMENTO OCULAR**

São Bernardo do Campo

2026

ROBERTO GONÇALVES DE MAGALHÃES JÚNIOR

**PERCEPÇÃO E COGNIÇÃO HUMANA NA AVALIAÇÃO VISUAL DA DOR  
NEONATAL USANDO RASTREAMENTO OCULAR**

Tese apresentada ao Centro Universitário FEI  
para obtenção do título de Doutor em Engenharia  
Elétrica. Orientado pelo Prof. Dr. Carlos  
Eduardo Thomaz.

São Bernardo do Campo

2026



## Ficha catalográfica

# Folha de aprovação

À ciência — e ao silêncio onde ela começa.

## **AGRADECIMENTOS**

À minha família, especialmente à minha esposa, pela motivação e apoio incondicional, proporcionando-me tranquilidade durante essa trajetória acadêmica.

Ao professor Carlos Eduardo Thomaz, por sua orientação e sua disponibilidade compartilhando conhecimento e experiência; e pelas oportunidades que não surgiriam sem sua manifestação.

Ao Dr. Rafael Nobre pelas sugestões e colaboração. Aos colegas do Laboratório de Processamento de Imagens e da FAPESP, pela concessão de dados dos experimentos realizados em trabalhos anteriores.

Por fim, este estudo foi financiado em parte pela FEI, pela CAPES (Comissão Federal de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) - Código de Financiamento 001, e pela FAPESP (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo) (2018/13076-9).

“Nada há no intelecto que não tenha passado  
antes pelos sentidos.”

Aristóteles

## RESUMO

Esta tese investiga o comportamento visual e pupilar na avaliação da dor neonatal, tendo em vista a limitação da literatura em aplicar métricas integradas e modelos avançados de rastreamento ocular para compreender processos cognitivos. A motivação principal decorre da necessidade de aprimorar a avaliação da dor em recém-nascidos — um processo intrinsecamente subjetivo, dependente majoritariamente da interpretação de sinais faciais — e de desenvolver ferramentas que apoiem tanto o treinamento de profissionais quanto o diagnóstico automatizado. Foram conduzidos dois estudos experimentais complementares. O primeiro examinou a relação entre exploração visual e resposta pupilar em três grupos de observadores (médicos, pais e leigos) durante a tarefa de avaliar expressões faciais de dor neonatal. As métricas Taxa de Exploração Relativa (TER) e Resposta Pupilar Relativa (RPR) foram introduzidas neste contexto para mensurar o equilíbrio entre busca e processamento aprofundado, e o nível de engajamento cognitivo. O segundo estudo aplicou modelagem por grafos para representar o fluxo visual, em que áreas de interesse constituíram os nós e transições oculares formaram as arestas. Diferentes regras de agregação foram comparadas para identificar estratégias visuais individuais e coletivas. Os resultados mostraram que a integração de múltiplas medidas oculares amplia a compreensão dos processos perceptivos e cognitivos. Verificou-se que métricas tradicionais, como número e duração das fixações, não capturam integralmente as regiões de maior relevância cognitiva. Embora a atenção visual se concentrasse em regiões centrais (como o nariz), as métricas TER e RPR indicaram maior importância dos sulcos nasolabiais na tomada de decisão. Médicos exibiram menor TER e maior RPR nos primeiros dois segundos de observação, refletindo foco e engajamento cognitivo mais intensos. A modelagem por grafos reforçou o potencial da abordagem estrutural-temporal do olhar, embora tenha evidenciado limitações em métodos de agregação muito restritivos. As contribuições desta tese residem na integração entre análise pupilar e modelagem visual, documentando uma abordagem experimental para a avaliação da dor neonatal que pode aprimorar a compreensão da cognição visual e inspirar novas aplicações em contextos clínicos, educacionais e computacionais.

Palavras-chave: Rastreamento ocular. Percepção visual. Cognição. Rede de grafos.

## ABSTRACT

This thesis investigates visual and pupillary behavior in the assessment of neonatal pain, considering the gap in the literature regarding the application of integrated metrics and advanced eye-tracking models to understand cognitive processes. Our main motivation stems from the need to improve pain assessment in newborns—an intrinsically subjective process that relies largely on the interpretation of facial cues—and to develop tools that can support both professional training and automated diagnosis. We conducted two complementary experimental studies. The first examined the relationship between visual exploration and pupillary response in three groups of observers (physicians, parents, and laypeople) during the task of evaluating neonatal facial expressions of pain. The Relative Exploration Rate (RER) and Relative Pupillary Response (RPR) metrics were introduced in this context to measure the balance between search and in-depth processing, as well as the level of cognitive engagement. The second study applied graph modeling to represent the visual flow, where areas of interest constituted the nodes and eye transitions formed the edges. Different aggregation rules were compared to identify individual and collective visual strategies. The results showed that integrating multiple ocular measures enhances our understanding of perceptual and cognitive processes. We found that traditional metrics, such as fixation count and duration, do not fully capture regions of higher cognitive relevance. Although visual attention tended to focus on central regions (such as the nose), the RER and RPR metrics indicated a greater importance of the nasolabial furrows in decision-making. Physicians exhibited lower RER and higher RPR within the first two seconds of observation, reflecting stronger focus and cognitive engagement. The graph-based modeling reinforced the potential of a structural-temporal approach to gaze analysis, although it also revealed limitations in overly restrictive aggregation methods. The contributions of this thesis lie in the integration of pupillary analysis and visual modeling, documenting an experimental approach to neonatal pain assessment that can enhance our understanding of visual cognition and inspire new applications in clinical, educational, and computational contexts.

Keywords: Eye tracking. Visual perception. cognition. Graph Network.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

|           |                                                                                                                                                                                                                                                                                                  |    |
|-----------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1  | – Anatomia simplificada do olho humano. . . . .                                                                                                                                                                                                                                                  | 21 |
| Figura 2  | – Imagem formada na retina. . . . .                                                                                                                                                                                                                                                              | 22 |
| Figura 3  | – Constrição e dilatação da pupila e a relação de estímulo. . . . .                                                                                                                                                                                                                              | 23 |
| Quadro 1  | – Resumo de eventos oculomotores (esquerda), métodos de análise (centro) e medidas categorizadas por evento (direita). . . . .                                                                                                                                                                   | 26 |
| Figura 4  | – Método para a identificação do olho usando o PCCR. . . . .                                                                                                                                                                                                                                     | 31 |
| Figura 5  | – Diferença de posicionamento da iluminação e o efeito adquirido nos rastreamentos pupilares escuro e brilhante. . . . .                                                                                                                                                                         | 31 |
| Figura 6  | – Os processos de cognição subjacentes dos profissionais médicos e os erros associados à tomada de decisão. . . . .                                                                                                                                                                              | 39 |
| Figura 7  | – Conceitos básicos de grafos. . . . .                                                                                                                                                                                                                                                           | 43 |
| Figura 8  | – Exemplos de grafos. . . . .                                                                                                                                                                                                                                                                    | 44 |
| Figura 9  | – Representação de uma matriz de adjacências. . . . .                                                                                                                                                                                                                                            | 44 |
| Figura 10 | – Representação de uma lista de adjacências. . . . .                                                                                                                                                                                                                                             | 45 |
| Figura 11 | – AOIs em grade versus AOIs semânticas. . . . .                                                                                                                                                                                                                                                  | 48 |
| Figura 12 | – Exemplo de simplificação de caminho visual. . . . .                                                                                                                                                                                                                                            | 49 |
| Figura 13 | – Estímulos visuais no estudo de caso envolvendo faces de neonatos. . . . .                                                                                                                                                                                                                      | 54 |
| Figura 14 | – Procedimento computacional do estudo de caso envolvendo faces de neonatos. . . . .                                                                                                                                                                                                             | 55 |
| Figura 15 | – Parâmetros de alcance do equipamento de rastreamento ocular Tobii TX300. . . . .                                                                                                                                                                                                               | 56 |
| Figura 16 | – Exemplo de fixações curtas (azul) e longas (vermelho). À esquerda, a área de estímulo mostra os pontos (x, y) de fixação com tamanho proporcional à duração. À direita, a série temporal evidencia a separação entre fixações curtas e longas pelo limiar de 200 ms (linha tracejada). . . . . | 59 |
| Figura 17 | – Exemplo ilustrativo para o cálculo de RPR. . . . .                                                                                                                                                                                                                                             | 61 |
| Figura 18 | – Exemplo ilustrativo para a criação do mapa de calor. . . . .                                                                                                                                                                                                                                   | 63 |
| Figura 19 | – Áreas de interesse clinicamente associadas à avaliação da dor facial. . . . .                                                                                                                                                                                                                  | 66 |
| Figura 20 | – Taxa de exploração relativa (TER) $\pm$ erros padrão calculada como a média do indicador considerando todas as tarefas, por série temporal e por grupo de participantes. . . . .                                                                                                               | 67 |



|           |                                                                                                                                                                                                                                    |     |
|-----------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Figura 21 | – Resposta pupilar relativa (RPR) $\pm$ erros padrão calculada como a média da variação absoluta do diâmetro em relação ao valor de linha de base, considerando todas as tarefas, por série temporal e por grupo de participantes. | 68  |
| Figura 22 | – Mapeamento de todas as áreas de interesse. Cada cor representa o valor médio da métrica em cada área de interesse, calculado considerando todas as imagens de face, períodos e grupos de participantes. . . . .                  | 69  |
| Figura 23 | – Mapeamento de RPR em conjunto com TER; e contagem de fixação em conjunto com duração de fixação para cada área de interesse, calculada para todas as tarefas, período e grupos de participantes. . . . .                         | 71  |
| Figura 24 | – Construção de grafo ponderado a partir do sinal de rastreamento ocular. . .                                                                                                                                                      | 77  |
| Figura 25 | – Agregação de grafos individuais G pela Regra da União. . . . .                                                                                                                                                                   | 79  |
| Figura 26 | – Comunidades com sobreposição. . . . .                                                                                                                                                                                            | 85  |
| Figura 27 | – Grafo agregado pela Regra de Interseção (RI). . . . .                                                                                                                                                                            | 88  |
| Figura 28 | – Grafo agregado pela Regra da Maioria (RM). . . . .                                                                                                                                                                               | 89  |
| Figura 29 | – Grafo agregado pela Regra de União (RU). . . . .                                                                                                                                                                                 | 90  |
| Figura 30 | – Grafo agregado pela Regra do Sucessor (RS). . . . .                                                                                                                                                                              | 91  |
| Figura 31 | – Distribuição do grau de saída dos nós sob cada regra de agregação. . . . .                                                                                                                                                       | 92  |
| Figura 32 | – Similaridade de Jaccard sob diferentes regras de agregação. . . . .                                                                                                                                                              | 93  |
| Figura 33 | – Relação entre densidade e similaridade de Jaccard sob diferentes regras de agregação. . . . .                                                                                                                                    | 94  |
| Figura 34 | – Distribuição da densidade dos grafos por grupo de participantes. . . . .                                                                                                                                                         | 96  |
| Figura 35 | – Distribuição do coeficientes de agrupamento por área de interesse e grupo de participantes. . . . .                                                                                                                              | 97  |
| Figura 36 | – Distribuição da centralidade de intermediação por área de interesse e grupo de participantes. . . . .                                                                                                                            | 98  |
| Figura 37 | – Comunidades das áreas de interesse por grupo de participantes. . . . .                                                                                                                                                           | 99  |
| Figura 38 | – Distribuição da densidade dos grafos por grupo de participantes e imagem da face (01-20). . . . .                                                                                                                                | 100 |
| Figura 39 | – Coeficiente de agrupamento referente ao estímulo 10 por grupo de participantes.                                                                                                                                                  | 101 |
| Figura 40 | – Centralidade de intermediação referente ao estímulo 10 por grupo de participantes. . . . .                                                                                                                                       | 102 |
| Figura 41 | – Comunidades referentes ao estímulo 10 por grupo de participantes. . . . .                                                                                                                                                        | 103 |

|                                                         |     |
|---------------------------------------------------------|-----|
| Figura 42 – Resultados das métricas para o Estímulo 01. | 125 |
| Figura 43 – Resultados das métricas para o Estímulo 02. | 126 |
| Figura 44 – Resultados das métricas para o Estímulo 03. | 127 |
| Figura 45 – Resultados das métricas para o Estímulo 04. | 128 |
| Figura 46 – Resultados das métricas para o Estímulo 05. | 129 |
| Figura 47 – Resultados das métricas para o Estímulo 06. | 130 |
| Figura 48 – Resultados das métricas para o Estímulo 07. | 131 |
| Figura 49 – Resultados das métricas para o Estímulo 08. | 132 |
| Figura 50 – Resultados das métricas para o Estímulo 09. | 133 |
| Figura 51 – Resultados das métricas para o Estímulo 10. | 134 |
| Figura 52 – Resultados das métricas para o Estímulo 11. | 135 |
| Figura 53 – Resultados das métricas para o Estímulo 12. | 136 |
| Figura 54 – Resultados das métricas para o Estímulo 13. | 137 |
| Figura 55 – Resultados das métricas para o Estímulo 14. | 138 |
| Figura 56 – Resultados das métricas para o Estímulo 15. | 139 |
| Figura 57 – Resultados das métricas para o Estímulo 16. | 140 |
| Figura 58 – Resultados das métricas para o Estímulo 17. | 141 |
| Figura 59 – Resultados das métricas para o Estímulo 18. | 142 |
| Figura 60 – Resultados das métricas para o Estímulo 19. | 143 |
| Figura 61 – Resultados das métricas para o Estímulo 20. | 144 |

## LISTA DE TABELAS

|          |   |                                                             |    |
|----------|---|-------------------------------------------------------------|----|
| Tabela 2 | – | Resumo das versões de grafos e métricas associadas. . . . . | 87 |
|----------|---|-------------------------------------------------------------|----|

## LISTA DE ABREVIATURAS

|         |                                      |
|---------|--------------------------------------|
| AOI     | Área de Interesse                    |
| BDV     | Benchmark Deviation Vectors          |
| GC      | Grafo Coletivo                       |
| GI      | Grafo de Indivíduo                   |
| Gi      | Grafo sem Ponderação                 |
| Gii     | Grafo Ponderado                      |
| GT      | Grafo de Tarefa                      |
| ICA     | Index of Cognitive Activity          |
| IPA     | Index of Pupillary Activity          |
| LHIPA   | Low/High Index of Pupillary Activity |
| MMG     | Modelo de Mistura Gaussiana          |
| PCCR    | Pupil Center Corneal Reflection      |
| RI      | Regra da Intersecção                 |
| RM      | Regra da Maioria                     |
| RPR     | Resposta Pupilar Relativa            |
| RS      | Regra da Aprovação do Sucessor       |
| RU      | Regra da União                       |
| SDI     | Saccade Deviation Index              |
| SLI     | Saccade Length Index                 |
| TEPR    | Task-Evoked Pupillary Response       |
| TER     | Taxa de Exploração Relativa          |
| TPF-AOI | Tempo para a Primeira Fixação em AOI |



## SUMÁRIO

|                |                                                 |    |
|----------------|-------------------------------------------------|----|
| <b>1</b>       | <b>INTRODUÇÃO</b>                               | 17 |
| 1.1            | MOTIVAÇÃO                                       | 18 |
| 1.2            | JUSTIFICATIVA                                   | 19 |
| 1.3            | OBJETIVO                                        | 19 |
| 1.4            | ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO                         | 19 |
| <b>2</b>       | <b>CONCEITOS FUNDAMENTAIS</b>                   | 21 |
| 2.1            | FUNDAMENTOS DA VISÃO                            | 21 |
| <b>2.1.1</b>   | <b>Movimento ocular</b>                         | 22 |
| 2.2            | ANÁLISE DO MOVIMENTO OCULAR                     | 24 |
| <b>2.2.1</b>   | <b>Análise de Área de Interesse</b>             | 24 |
| <b>2.2.2</b>   | <b>Análise de mapa de calor</b>                 | 24 |
| <b>2.2.3</b>   | <b>Análise de caminho de varredura</b>          | 24 |
| 2.3            | MEDIDAS DE MOVIMENTO OCULAR                     | 25 |
| <b>2.3.1</b>   | <b>Medidas de fixação</b>                       | 25 |
| <b>2.3.1.1</b> | <i>Contagem</i>                                 | 25 |
| <b>2.3.1.2</b> | <i>Duração</i>                                  | 25 |
| <b>2.3.2</b>   | <b>Medidas de pesquisa visual</b>               | 27 |
| <b>2.3.2.1</b> | <i>Similaridade entre caminhos de varredura</i> | 27 |
| <b>2.3.2.2</b> | <i>Tempo para a primeira fixação em AOI</i>     | 27 |
| <b>2.3.2.3</b> | <i>Contagem de revisitas</i>                    | 27 |
| <b>2.3.2.4</b> | <i>Tempo de permanência em AOI</i>              | 28 |
| <b>2.3.2.5</b> | <i>Matriz de transição do olhar</i>             | 28 |
| <b>2.3.3</b>   | <b>Medidas da pupila</b>                        | 30 |
| <b>2.3.3.1</b> | <i>Técnicas de mensuração pupilar</i>           | 30 |
| <b>2.3.3.2</b> | <i>Diâmetro pupilar</i>                         | 32 |
| <b>2.3.3.3</b> | <i>Resposta pupilar evocada pela tarefa</i>     | 32 |
| <b>2.3.3.4</b> | <i>Índice de Atividade Cognitiva</i>            | 33 |
| <b>2.3.3.5</b> | <i>Índice de Atividade Pupilar</i>              | 34 |
| <b>2.3.3.6</b> | <i>Índice de Atividade Pupilar Baixo/Alto</i>   | 34 |
| 2.4            | COGNIÇÃO E PERCEPÇÃO VISUAL                     | 35 |
| <b>2.4.1</b>   | <b>Modelo da percepção visual humana</b>        | 35 |

|         |                                                                                     |    |
|---------|-------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 2.4.2   | Mecanismos neurais da atenção visual seletiva . . . . .                             | 36 |
| 2.4.2.1 | <i>Atenção top-down versus atenção bottom-up</i> . . . . .                          | 37 |
| 2.4.2.2 | <i>Atenção baseada em características específicas versus atenção espacial</i> . . . | 37 |
| 2.4.2.3 | <i>Atenção encoberta e atenção evidente</i> . . . . .                               | 38 |
| 2.4.3   | Rastreamento ocular na interpretação médica . . . . .                               | 39 |
| 2.4.3.1 | <i>Erros de busca</i> . . . . .                                                     | 39 |
| 2.4.3.2 | <i>Erros de reconhecimento</i> . . . . .                                            | 41 |
| 2.4.3.3 | <i>Erros de julgamento</i> . . . . .                                                | 41 |
| 2.5     | NOTAÇÃO E NOÇÕES FUNDAMENTAIS SOBRE GRAFOS . . . . .                                | 42 |
| 2.5.1   | Estruturas de dados . . . . .                                                       | 44 |
| 2.5.2   | Análise de grafos . . . . .                                                         | 47 |
| 2.5.3   | Sequência baseada em caracteres . . . . .                                           | 48 |
| 3       | <b>INVESTIGAÇÃO DO COMPORTAMENTO VISUAL</b> . . . . .                               | 50 |
| 3.1     | BREVE CONTEXTUALIZAÇÃO . . . . .                                                    | 50 |
| 3.2     | TRABALHOS RELACIONADOS . . . . .                                                    | 51 |
| 3.3     | MATERIAIS E MÉTODOS . . . . .                                                       | 53 |
| 3.3.1   | Aspectos éticos . . . . .                                                           | 53 |
| 3.3.2   | Participantes . . . . .                                                             | 53 |
| 3.3.3   | Estímulos visuais . . . . .                                                         | 54 |
| 3.3.4   | Procedimento computacional . . . . .                                                | 55 |
| 3.3.5   | Aquisição dos sinais . . . . .                                                      | 55 |
| 3.3.6   | Pré-processamento . . . . .                                                         | 56 |
| 3.3.7   | Métricas de avaliação . . . . .                                                     | 57 |
| 3.3.7.1 | <i>Taxa de exploração relativa (TER)</i> . . . . .                                  | 57 |
| 3.3.7.2 | <i>Resposta pupilar relativa (RPR)</i> . . . . .                                    | 60 |
| 3.3.7.3 | <i>Mapas de calor</i> . . . . .                                                     | 62 |
| 3.3.8   | Protocolo de análise . . . . .                                                      | 64 |
| 3.4     | RESULTADOS . . . . .                                                                | 66 |
| 3.5     | DISCUSSÃO . . . . .                                                                 | 69 |
| 3.6     | CONSIDERAÇÕES COMPLEMENTARES . . . . .                                              | 71 |
| 4       | <b>REPRESENTAÇÃO DO COMPORTAMENTO VISUAL</b> . . . . .                              | 73 |
| 4.1     | BREVE CONTEXTUALIZAÇÃO . . . . .                                                    | 73 |
| 4.2     | TRABALHOS RELACIONADOS . . . . .                                                    | 74 |

|         |                                                                                         |     |
|---------|-----------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| 4.3     | MATERIAIS E MÉTODOS . . . . .                                                           | 76  |
| 4.3.1   | Modelagem do fluxo visual em grafos . . . . .                                           | 76  |
| 4.3.2   | Métricas de avaliação . . . . .                                                         | 81  |
| 4.3.2.1 | <i>Grau de saída</i> . . . . .                                                          | 81  |
| 4.3.2.2 | <i>Densidade</i> . . . . .                                                              | 82  |
| 4.3.2.3 | <i>Similaridade de Jaccard</i> . . . . .                                                | 82  |
| 4.3.2.4 | <i>Centralidade</i> . . . . .                                                           | 82  |
| 4.3.2.5 | <i>Coeficiente de agrupamento</i> . . . . .                                             | 84  |
| 4.3.2.6 | <i>Comunidade</i> . . . . .                                                             | 84  |
| 4.3.3   | Protocolo de análise . . . . .                                                          | 86  |
| 4.4     | RESULTADOS . . . . .                                                                    | 87  |
| 4.4.1   | Comparação das regras de agregação . . . . .                                            | 88  |
| 4.4.2   | Comparação dos grafos coletivos semânticos . . . . .                                    | 95  |
| 4.4.3   | Comparação dos grafos coletivos em grade . . . . .                                      | 100 |
| 4.5     | DISCUSSÃO . . . . .                                                                     | 104 |
| 4.6     | CONSIDERAÇÕES COMPLEMENTARES . . . . .                                                  | 107 |
| 5       | CONCLUSÃO . . . . .                                                                     | 109 |
|         | REFERÊNCIAS . . . . .                                                                   | 111 |
|         | ANEXO A – Resultados dos grafos compostos por áreas de interesse em<br>grades . . . . . | 124 |



## 1 INTRODUÇÃO

A tecnologia de rastreamento ocular tem permitido aos pesquisadores analisar a atenção visual e a resposta pupilar, oferecendo uma alternativa viável e não invasiva para o estudo da cognição humana (BURCH; KURZHALS, 2024). As métricas tradicionalmente empregadas nessa área concentram-se, sobretudo, na contagem e duração das fixações (FITTS; JONES; MILTON et al., 2005). No entanto, ainda não há um guia abrangente sobre como empregar os movimentos oculares na investigação de processos cognitivos modulados pelo comportamento visual (SKARAMAGKAS et al., 2021).

Mahanama et al. (2022) constataram que a maioria dos estudos acerca de movimentos oculares usa medidas derivadas de um único evento oculomotor em vez de múltiplas combinações. Por exemplo, aqueles que abordam eventos de fixação geralmente usam apenas métricas associadas à fixação, apesar da possibilidade de incluir outros fatores, como a sacada. Na maior parte dos casos, a metodologia se baseia em cálculos estatísticos descritivos de primeira ordem (como histogramas) ou análise de tendências (apresentando diminuição ou aumento entre amostras) em vez de empregar técnicas mais elaboradas.

Mahanama et al. (2022) também identificaram que algumas medidas são mais populares em certos domínios: por exemplo, as medidas pupilares são amplamente estudadas em pesquisas neurocientíficas (SCHWALM; JUBAL, 2017; SCHWIEDRZIK; SUDMANN, 2020; RICOU et al., 2024), mas não tanto na psicologia (KOCH et al., 2023). Nesses casos, aponta-se a falta de literatura correlata como um dos possíveis motivos. Outra razão pode ser as limitações computacionais, uma vez que medidas de microscacadas, por exemplo, normalmente exigem equipamentos de alta frequência, pelo menos 300 Hz (KREJTZ et al., 2018), que são relativamente caros e, portanto, impõem restrições em nível de hardware. Analogamente, as questões relativas à propriedade intelectual (MARSHALL, 2000) e à falta de bibliotecas de código aberto (DUCHOWSKI et al., 2020, 2018) contendo soluções de rastreamento ocular impõem restrições em nível de software. Ambos os cenários criam uma barreira para as pesquisas que buscam medidas de movimento ocular e pupilometria.

Diante dessas limitações, esta tese apresenta contribuições em dois estudos complementares. O primeiro tem como foco a análise da taxa de exploração — que descreve o equilíbrio entre exploração e aproveitamento visual — em conjunto com a resposta pupilar relativa, a fim de investigar como diferentes grupos de indivíduos lidam com a avaliação de estímulos visuais

complexos. Essa abordagem permite uma compreensão mais integrada do comportamento visual em relação aos processos cognitivos.

O segundo estudo concentra-se na aplicação da teoria de grafos para a representação e avaliação do comportamento visual. A partir da construção de grafos que descrevem as transições entre áreas de interesse, é possível analisar propriedades estruturais que refletem estratégias visuais coletivas e individuais. Essa abordagem facilita a identificação de padrões organizacionais entre grupos de participantes, oferecendo uma perspectiva sistêmica e relacional sobre o comportamento visual.

Desse modo, ao propor e implementar metodologias distintas, este trabalho contribui para o avanço das técnicas de análise de dados de rastreamento ocular. A integração entre métricas visuais e pupilares amplia a compreensão dos mecanismos cognitivos subjacentes à atenção visual e permite a identificação de padrões que caracterizam, por exemplo, indivíduos experientes. Consequentemente, abre perspectivas para o desenvolvimento de ferramentas de treinamento e sistemas de apoio, favorecendo tomadas de decisão mais precisas e individualizadas.

## 1.1 MOTIVAÇÃO

A motivação principal desta tese insere-se no contexto da dor neonatal, um fenômeno amplamente conhecido, mas cuja avaliação ainda representa um desafio significativo na prática clínica (WILMER et al., 2010; MCKONE; PALERMO, 2010). Recém-nascidos não possuem meios verbais para expressar dor, tornando essencial a identificação precisa de sinais fisiológicos e comportamentais que indiquem sofrimento (GRUNAU; CRAIG, 1987). No entanto, métodos tradicionais de avaliação, baseados em escalas clínicas subjetivas, podem variar conforme a experiência do avaliador e o contexto da observação, levando a diagnósticos imprecisos e tratamentos potencialmente inadequados (WILMER et al., 2010; MCKONE; PALERMO, 2010).

Compreender como diferentes indivíduos percebem e interpretam sinais de dor em neonatos pode oferecer informações valiosas para o desenvolvimento de métodos de avaliação mais objetivos e eficazes. Adicionalmente, desdobra-se em reflexões mais amplas sobre a inteligência humana, especialmente no que se refere aos processos de percepção, inferência e tomada de decisão.

## 1.2 JUSTIFICATIVA

A justificativa para esta tese reside na lacuna existente quanto ao uso combinado de métodos de rastreamento ocular e análise pupilar para investigar a avaliação da dor neonatal. A presente pesquisa se diferencia ao adotar uma abordagem baseada na percepção visual e cognição, caracterizando-as com métricas que ponderam a exploração visual e a reação pupilar.

Espera-se que a investigação proposta contribua para a área da saúde, especialmente no que se refere ao cuidado neonatal. Ao compreender como diferentes pessoas percebem os sinais de dor em recém-nascidos, pode-se desenvolver treinamentos mais eficazes para profissionais de saúde, além de criar ferramentas de apoio diagnóstico que auxiliem na tomada de decisões clínicas mais precisas e individualizadas.

Adicionalmente, esta tese tem potencial impacto no campo da inteligência artificial. A análise dos padrões de atenção visual e das respostas pupilares pode fornecer insumos para a construção de algoritmos capazes de identificar automaticamente sinais de dor neonatal. Essa perspectiva interdisciplinar pode contribuir para o avanço da saúde digital, e o desenvolvimento de sistemas inteligentes mais sensíveis ao comportamento visual humano.

## 1.3 OBJETIVO

O objetivo deste estudo é investigar métodos que relacionem os movimentos oculares e pupilares de indivíduos com seus processos de percepção visual e cognitiva, em um contexto de avaliação da dor em recém-nascidos. De forma mais específica, busca-se:

- a) Avaliar os padrões de exploração e aproveitamento visual, em conjunto com a resposta pupilar relativa, a fim de identificar diferenças entre médicos treinados, pais e leigos na percepção da dor neonatal;
- b) Implementar e comparar métodos baseados em teoria de grafos para representar e analisar o comportamento visual coletivo e individual, discutindo como diferentes regras de agregação impactam a interpretação dos padrões de atenção.

## 1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Esta tese está organizada em cinco capítulos, estruturados de forma a conduzir o leitor desde os conceitos introdutórios até as contribuições finais do estudo. O Capítulo 1 – Introdução – apresenta o contexto da pesquisa, destacando a relevância do estudo da dor neonatal, a motivação

para a utilização de métricas visuais e pupilares, bem como o objetivo e a justificativa do trabalho. O Capítulo 2 – Conceitos Fundamentais – aborda os principais conceitos teóricos e metodológicos relacionados ao rastreamento ocular, análise pupilar, métricas cognitivas, e grafos, oferecendo a base necessária para a compreensão das análises subsequentes. No Capítulo 3 – Investigação do Comportamento Visual – é apresentado o primeiro estudo, focado na análise da taxa de exploração visual e da resposta pupilar relativa. O Capítulo 4 – Representação do Comportamento Visual – apresenta o segundo estudo, voltado à construção e análise de grafos como ferramenta para representar trajetórias visuais, discutir estratégias de agregação, identificar comunidades de áreas de interesse e avaliar a consistência dos padrões coletivos de exploração visual. Por fim, o Capítulo 5 — Conclusão – sintetiza os principais achados da pesquisa e descreve a possibilidade de trabalhos futuros.

## 2 CONCEITOS FUNDAMENTAIS

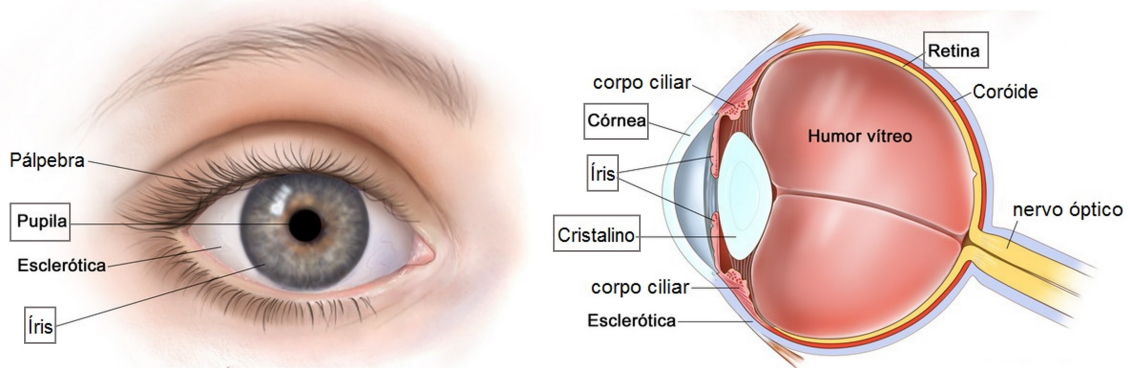
Este capítulo apresenta os conceitos fundamentais utilizados para o desenvolvimento deste trabalho e está dividido em cinco seções. A primeira Seção apresenta os fundamentos da visão, incluindo características anatômicas e outras relacionadas com os movimentos oculares. Nas Seções 2 e 3, são mostradas algumas técnicas presentes na literatura afim para a análise, e as principais medidas para a mensuração desses movimentos. Na Seção 4, uma visão geral sobre a percepção visual e cognição humana. Por fim, a Seção 5 traz conceitos básicos sobre grafos.

### 2.1 FUNDAMENTOS DA VISÃO

A visão é o sentido sensorial relacionado à percepção de cor e luminosidade. Ela é o sentido mais complexo do corpo humano, envolvendo uma região de aproximadamente 40% do córtex cerebral especialmente dedicada ao seu processamento; e órgãos que reúnem cerca de 70% de todos os receptores sensitivos do corpo (MARIEB, 2014).

Para simplificar a compreensão das diversas propriedades da anatomia do olho humano, pode-se identificar na Figura 1 os principais componentes mencionados neste trabalho.

Figura 1 – Anatomia simplificada do olho humano.

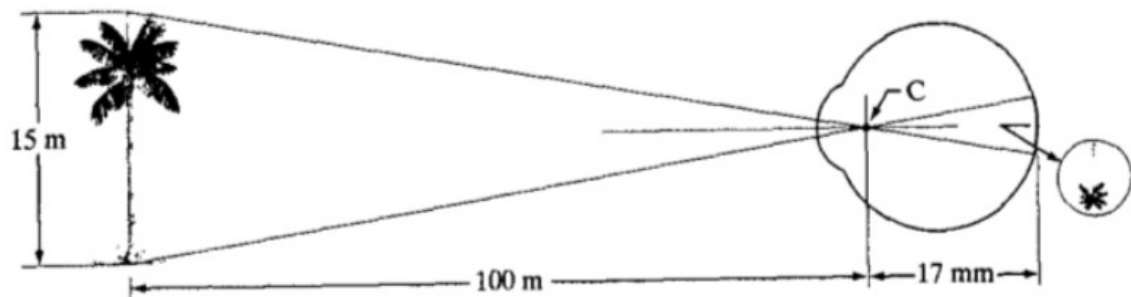


Fonte: <<https://hob.med.br/como-funciona-o-olho-humano/>>.

Acesso em: 17 de abril de 2022.

O processo da visão inicia-se com a captação de luz pela pupila, formando uma imagem na retina (Figura 2) através de pigmentos visuais que absorvem e encaminham a luz até as células fotorreceptoras. Posteriormente, essa imagem é transformada em neurosinais que são transportados para o cérebro e, então, interpretados (DUCHOWSKI; DUCHOWSKI, 2017).

Figura 2 – Imagem formada na retina.



Fonte: Silva Júnior (2021).

Legenda: A luz é absorvida pelas células fotorreceptoras presentes no olho, então a imagem é formada de "ponta-cabeça" na retina.

O processamento de informação visual acontece em diferentes partes do encéfalo. A via principal conduz os impulsos nervosos gerados na retina até o córtex cerebral, no qual é processada a maior parte da informação para construir a visualização consciente. A outra parte vai para o mesencéfalo e diencéfalo, que controlam os reflexos e os comportamentos subconscientes que requerem informações visuais (MARIEB, 2014).

Além da retina, a córnea também desempenha um papel importante no olho, sendo a área externa que cobre e reflete a maior parte da luz. Por esse motivo, é utilizada como referência para estimar pontos de fixação e movimentos oculares (HOLMQVIST et al., 2011).

### 2.1.1 Movimento ocular

O olho possui um conjunto de músculos que possibilitam sua rotação, o controle do foco da visão e a abertura da pupila para regular a quantidade de luz percebida pelas células fotorreceptoras. Esses movimentos podem ser externos, quando muda a situação e/ou o sentido do olho (fixação e sacada); ou internos, quando ocorrem com algumas partes do olho, como a íris (dilatação e constrição pupilar) e o cristalino, ou quando existe um movimento de todo o olho, transformando sua forma natural esférica para uma forma achatada ou oblonga (PORTERFIELD, 1759).

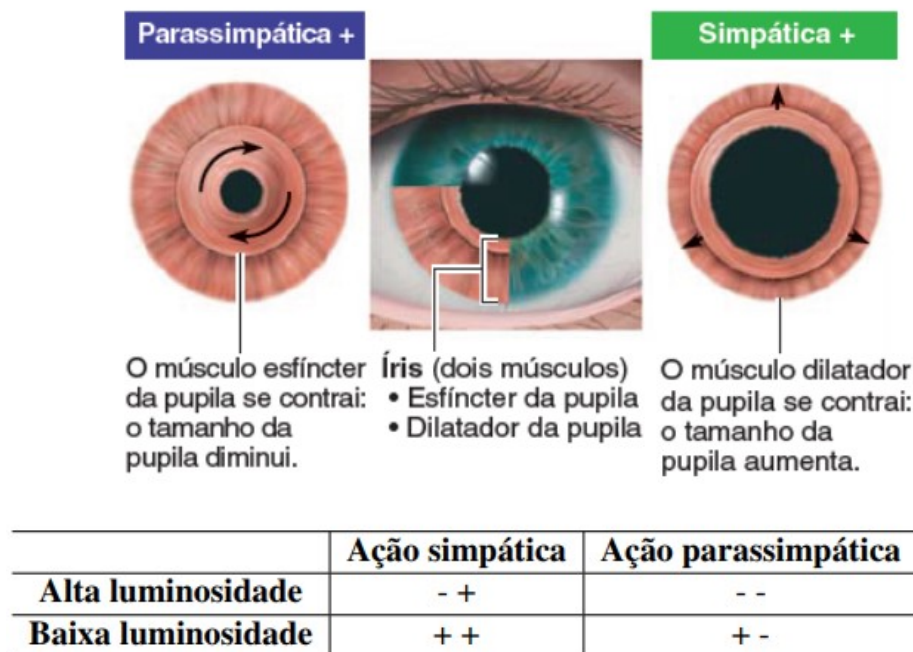
Em termos gerais, apesar de ser referido como movimento ocular, a fixação é o nome usado para designar o estado no qual o olho permanece parado com a atenção voltada para algum ponto espacial da visão. Por sua vez, a sacada é o movimento entre a fixação de um ponto a outro (DUCHOWSKI; DUCHOWSKI, 2017).

Já a dilatação e a constrição da pupila são controladas pelos músculos da íris, que é a parte colorida visível cuja função é regular a quantidade de luz absorvida (ALEXANDRIDIS; TELGER; BLODI, 1985). Em ambientes com excesso de luminosidade, as pupilas se constroem, diminuindo a quantidade de luz que entra no olho. Analogamente, em ambientes com pouca luminosidade ou em situações de visão de longo alcance, a pupila se dilata, permitindo que as células fotorreceptoras percebam mais luz (MARIEB, 2014).

Os músculos da íris são inervados pelas fibras parassimpáticas e simpáticas do sistema nervoso. Assim, além da luminosidade, a pupila pode dilatar-se ou constrição-se sob efeito das ações provenientes de estímulos ou inibições da Divisão Autônoma do Sistema Nervoso (ASN). Em situações de relaxamento e economia de energia corporal, a parte parassimpática é ativada, gerando estímulos nervosos para a pupila constrição-se. Já em situações de esforço físico ou mental, a parte simpática é ativada, então a pupila é dilatada, permitindo que o indivíduo obtenha uma visão mais clara acerca de suas atividades (MARIEB, 2014).

A Figura 3 mostra como ocorrem os movimentos de constrição e dilatação da pupila.

Figura 3 – Constrição e dilatação da pupila e a relação de estímulo.



Fonte: Adaptado de Marieb (2014).

Legenda: O sinal (+) da parte superior da imagem significa ativação provocada pelas partes do ASN. Na Tabela, o sinal de (+) indica estímulo à dilatação e o sinal de (-) indica estímulo à constrição.

## 2.2 ANÁLISE DO MOVIMENTO OCULAR

Os movimentos oculares envolvem processos cognitivos complexos, incluindo, no mínimo, seleção de alvos, planejamento de movimentos e execução. A análise desses movimentos pode revelar informações sobre a qualidade, previsibilidade e consistência desses processos (VAN DER STIGCHEL et al., 2007). Nas subseções seguintes, são apresentadas algumas técnicas de análise de movimentos oculares da literatura.

### 2.2.1 Análise de Área de Interesse

A análise da Área de Interesse (do inglês *Area of Interest*, AOI) é uma técnica que avalia os movimentos dos olhos com relação a regiões específicas da cena visual (HESSELS et al., 2016; HOLMQVIST et al., 2011). A análise da AOI é particularmente útil para pesquisas baseadas em atenção, por exemplo, envolvendo interação do usuário e as áreas de marketing e psicologia (HESSELS et al., 2016). Uma AOI pode ser definida e dimensionada de forma arbitrária em software de rastreamento ocular, identificando de modo preciso objetos do mundo real, por exemplo, ou usando formas simples (retângulos, elipses, etc.) para representá-los.

### 2.2.2 Análise de mapa de calor

Os mapas de calor podem ser utilizados para analisar a distribuição espacial dos movimentos oculares na cena visual. Essa técnica pode ser usada considerando participantes individualmente ou em grupos. Em geral, são representados por um Modelo de Mistura Gaussiana (MMG) que indica a frequência (ou probabilidade) de localização da fixação. Na análise de mapa de calor, a ordem de visitação não é capturada (GRINDINGER et al., 2010).

A análise de mapa de calor é apropriada ao avaliar as áreas dos estímulos aos quais os participantes prestaram mais (ou menos) atenção visual (SNIDER et al., 2021).

### 2.2.3 Análise de caminho de varredura

"Um caminho de varredura é uma sequência de fixações e sacadas que descreve o padrão de movimentos oculares durante uma tarefa" (SALVUCCI; GOLDBERG, 2000). Características como revisitas frequentes e sobreposição de sacadas fazem com que os caminhos de varredura pareçam bastante complexos. Em suma, eles são visualizados como uma cadeia de nós interligados



(centroídes de fixação) por arestas (sacadas entre fixações sucessivas). O diâmetro de cada nó é proporcional à duração da fixação (GOLDBERG; HELFMAN, 2010).

## 2.3 MEDIDAS DE MOVIMENTO OCULAR

Mahanama et al. (2022) publicou uma revisão da literatura apresentando dados de pesquisas anteriores relevantes sobre o rastreamento ocular. Algumas informações do seu estudo, estão listadas no Quadro 1.

Neste trabalho, serão abordadas nas próximas subseções as medidas de fixação, busca visual e pupila.

### 2.3.1 Medidas de fixação

Medidas baseadas em fixação são comuns em estudos sobre o rastreamento ocular. Pontos de fixações podem ser determinados por diversos algoritmos, como I-VT, I-HMM (baseado em velocidade), I-DT, I-MST (baseado em dispersão) e I-AOI (baseado em área) (SALVUCCI; GOLDBERG, 2000); sendo úteis para se obter diferentes medidas, conforme descrito a seguir.

#### 2.3.1.1 *Contagem*

A contagem de fixações representa a quantidade de fixações identificadas em um determinado período de tempo, seja considerando todo o estímulo ou apenas uma AOI (HOLMQVIST et al., 2011). Essa medida já foi usada para determinar, por exemplo, a importância semântica (YARBUS, 2013), a eficiência e dificuldade na busca (RADACH; HYONA; DEUBEL, 2003), disfunções neurológicas (COECKELBERGH et al., 2002), e o impacto da experiência anterior (MEGAW; RICHARDSON, 1979)).

#### 2.3.1.2 *Duração*

A duração da fixação indica o tempo de permanência do olhar em uma determinada posição (SALVUCCI; GOLDBERG, 2000). Geralmente, duram em torno de 200-300 ms, sendo que fixações mais longas estão correlacionadas com um processamento cognitivo mais profundo (SALTHOUSE; ELLIS, 1980). No entanto, a distribuição da duração da fixação é tipicamente assimétrica positivamente (STAUB; BENATAR, 2013), podendo durar vários segundos (KARSH; BREITENBACH, 2021) ou ser tão curtas quanto 30-40 ms (O'REGAN et al., 1984).

Quadro 1 – Resumo de eventos oculomotores (esquerda), métodos de análise (centro) e medidas categorizadas por evento (direita).

| Eventos                     | Análises             | Medidas de movimentos dos olhos        |                                      |
|-----------------------------|----------------------|----------------------------------------|--------------------------------------|
| Fixação                     | Área de Interesse    | Fixação                                | Busca suave                          |
| Sacada                      | Mapa de calor        | Contagem                               | Direção                              |
| Busca Suave                 | Caminho de varredura | Duração                                | Velocidade                           |
| Movimento ocular de fixação |                      | Sacada                                 | Aceleração                           |
| Tremor                      |                      | Amplitude                              | Latência                             |
| Microssacada                |                      | Duração                                | Ganho                                |
| Deriva                      |                      | Velocidade                             | Busca visual                         |
| Piscada                     |                      | Latência                               | Similaridade do caminho de varredura |
| Vergência ocular            |                      | Frequência                             | Tempo para a primeira fixação na AOI |
|                             |                      | Ganho                                  | Tempo de permanência                 |
|                             |                      | Piscada                                | Contagem de revisitas                |
|                             |                      | Frequência                             | Matriz de transição de olhar         |
|                             |                      | Amplitude                              | Densidade da matriz de transição     |
|                             |                      |                                        | Probabilidade de transição de olhar  |
|                             |                      |                                        | Entropia de transição de olhar       |
|                             |                      | Medidas Pupilares                      |                                      |
|                             |                      | Diâmetro da Pupila                     |                                      |
|                             |                      | Índice de Atividade cognitiva          |                                      |
|                             |                      | Índice de Atividade pupilar            |                                      |
|                             |                      | Índice de Atividade pupilar baixo/alto |                                      |

Fonte: Adaptado de Marieb (2014).

A duração média da fixação pode ser usada como referência para comparação em diferentes níveis (SALTHOUSE; ELLIS, 1980; PAVLOVIĆ; JENSEN, 2009). Por exemplo, ao comparar tal medida considerando mais de uma AOI, pode-se distinguir áreas que foram observadas por períodos mais longos do que outras. (PAVLOVIĆ; JENSEN, 2009)

### 2.3.2 Medidas de pesquisa visual

As medidas de busca visual combinam parâmetros de sacadas, de fixações e eventualmente de busca suave. Alguns métodos usados para analisar tais sequências de comportamento são descritos nesta subseção.

#### 2.3.2.1 *Similaridade entre caminhos de varredura*

De Bruin, Malan e Eloff (2013) introduziram três métricas para calcular a similaridade entre caminhos de varredura: 1) Índice de comprimento de sacada (SLI, do inglês *Saccade Length Index*); 2) Índice de desvio de sacada (SDI, *Saccade Deviation Index*) - para auxiliar na análise mais rápida de dados de rastreamento ocular; e 3) Vetores de desvio de referência (BDV, *Benchmark Deviation Vectors*) - para destacar o desvio de caminho repetitivo em dados de rastreamento ocular.

O SLI é a soma da distância de todas as sacadas durante o experimento, podendo ser obtido através da equação 1, tal que  $s$  e  $e$  são as posições inicial e final de cada sacada  $i$ , respectivamente; e  $n$  é o número total de sacadas.

$$SLI_{Total} = \sum_{i=1}^n \sqrt{(s_x - e_x)^2 + (s_y - e_y)^2} \quad (1)$$

#### 2.3.2.2 *Tempo para a primeira fixação em AOI*

O tempo para a primeira fixação em AOI (TPF-AOI) expressa o tempo despendido entre o início do estímulo e a primeira fixação em uma AOI particular (HOLMQVIST et al., 2011). Essa medida é adequada para avaliação de interface para o usuário como métrica de eficiência de busca visual (RADACH; HYONA; DEUBEL, 2003), por exemplo, de páginas da web (BOJKO, 2006). Além disso, o TPF-AOI também é influenciado pela experiência do participante. Por exemplo, estudos mostram que, ao analisar imagens médicas, radiologistas experientes exibem um tempo menor para a primeira fixação em AOI (lesão, tumor, etc.) (DONOVAN; LITCHFIELD, 2013).

#### 2.3.2.3 *Contagem de revisitas*

A contagem de revisitas representa a quantidade de vezes com que o olhar é direcionado a uma AOI específica. As revisitas podem ocorrer por diferentes razões, como a importância semântica de uma determinada AOI (GUO et al., 2016); para reavivar a memória (MEGHA-

NATHAN; NIKOLAEV; LEEUWEN, 2019); para fins de confirmação (MELLO-THOMS et al., 2005) e pela emoção percebida em função dos estímulos visuais (MOTOKI; SAITO; ONUMA, 2021). No geral, a contagem de revisitas está correlacionada com o interesse dos usuários acerca de uma AOI, podendo ser usada para otimizar suas experiências (BIRMINGHAM; BISCHOF; KINGSTONE, 2008).

#### **2.3.2.4 *Tempo de permanência em AOI***

O tempo de permanência é a duração em que o participante mantém o olhar dentro dos limites de uma AOI (HOLMQVIST et al., 2011). Isso inclui todas as fixações, sacadas e revisitas durante essa visita. Um tempo de permanência muito baixo ou muito alto pode implicar um processamento limitado de informações ou o contrário, respectivamente (ALBERT; TULLIS, 2013). No entanto, isso depende de fatores como o tamanho e a complexidade do conteúdo dentro de uma AOI e a dificuldade da tarefa (GOLDBERG; KOTVAL, 1999), o nível de interesse em relação a uma AOI (FISHER; MONTY; SENDERS, 2017) e consciência situacional (HAULAND; DUIJM, 2002). Em alguns casos, um tempo de permanência maior pode estar associado a fatores emocionais que orientam a atenção espacial, influenciando deslocamentos involuntários da atenção, mas também os voluntariamente direcionados para os alvos visuais (MOHANTY; SUSSMAN, 2013).

#### **2.3.2.5 *Matriz de transição do olhar***

A matriz de transição do olhar é uma técnica para a análise de movimento dos olhos inspirada nos modelos de Markov. Uma transição é um movimento sacádico de uma AOI para outra. Em um modelo de Markov, uma matriz de transição é uma matriz quadrada, em que cada entrada representa a probabilidade de passagem de um estado para outro. Esse conceito foi introduzido em uma análise de movimento dos olhos proposta por Ponsoda, Scott e Findlay (1995) para modelar a transição da direção da sacada durante a busca visual. Analogamente, Bednarik et al. (2005) apresentaram um modelo da posição do olhar entre as AOIs, correlacionado-o com o desempenho da tarefa e o padrão de busca.

Com base na matriz de transição do olhar, várias medidas foram introduzidas para quantificar diferentes aspectos da busca visual:

- a) **Densidade da matriz de transição:** foi introduzida por Goldberg e Kotval (1999) para analisar a eficiência da busca visual. Nesse caso, uma densidade de matriz

de transição mais baixa indica uma busca eficiente e direcionada, enquanto uma matriz de transição densa indica uma busca aleatória;

- b) **Probabilidade de transição do olhar:** Jayawardena et al. (2020) realizaram uma comparação das probabilidades de transição de movimento dos olhos entre mais de uma AOI, usando um modelo de Markov oculto de vários níveis. Nesse estudo, cada célula na matriz representou a probabilidade de transição do olhar de uma AOI para outra;
- c) **Entropia de Transição do Olhar:** é uma medida de previsibilidade das transições de AOI e da distribuição geral dos movimentos oculares sobre os estímulos que leva em consideração o tamanho da AOI (KREJTZ et al., 2014, 2015).

De modo geral, a entropia descreve a quantidade de informação necessária para gerar uma determinada sequência, como medida de sua incerteza. A entropia de transição do olhar pode ser calculada aplicando-se as definições de Shannon (COVER, 1999) sobre um modelo dos movimentos oculares entre AOIs. Krejtz et al. (2014, 2015) apresentam um modelo usando a cadeia de Markov de primeira ordem e duas formas de entropia: 1) entropia de transição  $H_t$  (calculada para matrizes de transição de indivíduos) e 2) entropia estacionária  $H_e$  (calculada para distribuições estacionárias de indivíduos):

$$H_t = - \sum_i \pi_i \sum_j P_{ij} \log_2 P_{ij}, \quad (2)$$

sendo  $P_{ij}$  a probabilidade  $i, j$  da matriz de transição;

$$H_e = - \sum_i \pi_i \log_2 \pi_i. \quad (3)$$

$H_t$  designa a previsibilidade das transições do olhar; um  $H_t$  alto ( $\forall_{ij} | P_{ij} \rightarrow 0,5$ ) implica baixa previsibilidade, enquanto um  $H_t$  baixo ( $\forall_{ij} | P_{ij} \rightarrow \{0, 1\}$ ) implica alta previsibilidade. Para obter a  $H_t$ , normaliza-se a matriz de transição linha a linha, substituindo linhas de soma zero pela probabilidade de transição uniforme  $1/s$  (sendo  $s$  o número de AOIs); e, então, calcula-se a entropia de Shannon. Já  $H_e$  reflete a distribuição da atenção visual (KREJTZ et al., 2014); um  $H_e$  alto indica que ela é distribuída igualmente entre todas AOIs, enquanto um  $H_e$  baixo aponta um direcionamento específico de atenção.

Krejtz et al. (2015) revelou que os participantes de um experimento que demonstraram alta curiosidade em obras de arte produziram um  $H_t$  significativamente

menor (ou seja, transições mais previsíveis) do que os demais. Analogamente, aqueles com uma apreciação supostamente alta produziram um  $H_e$  menor (ou seja, atenção visual mais direcionada). Além disso, os participantes que reconheceram uma determinada obra de arte obtiveram  $H_t$  e  $H_e$  significativamente mais altos (isto é, olhar menos previsível) do que os outros. Em outro estudo envolvendo uma tarefa audiovisual de identificação de fala com sobreposição de ruído, Jayawardena et al. (2020) descobriram que participantes diagnosticados com Transtorno do Déficit de Atenção com Hiperatividade (TDAH) fizeram transições imprevisíveis (alta entropia) em diferentes níveis de dificuldade da tarefa; enquanto o grupo neurotípico direcionou o olhar de qualquer AOI para a região da boca (baixa entropia) independentemente do nível. Esses achados sugerem que  $H_t$  e  $H_e$  são indicadores potenciais de curiosidade, interesse, familiaridade com a imagem e dificuldade da tarefa.

### **2.3.3 Medidas da pupila**

As medidas da pupila utilizam variações no tamanho e na orientação da pupila para gerar informações sobre aspectos cognitivos de uma pessoa.

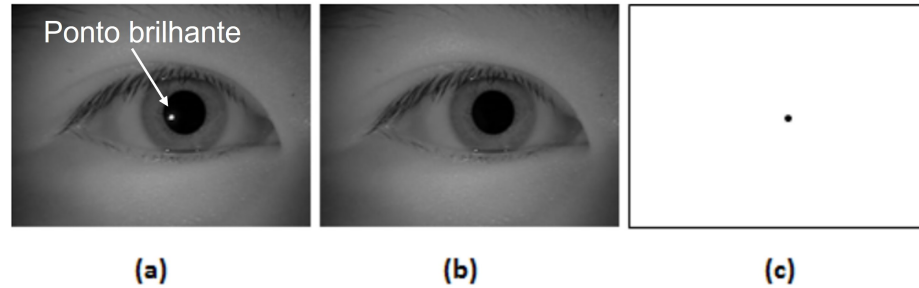
#### **2.3.3.1 Técnicas de mensuração pupilar**

Atualmente a mensuração pupilar é feita com equipamentos completos para análise dos movimentos oculares, que permitem medir tanto os movimentos internos quanto os externos. Dessa forma, é possível obter-se simultaneamente informações sobre dilatação ou constrição pupilar e o rastreamento do foco da visão.

A maioria dos equipamentos de rastreamento ocular utiliza técnicas não invasivas combinadas com o método de detecção do centro da pupila através do reflexo da córnea, mais conhecido pela sigla inglesa PCCR (*Pupil Center Corneal Reflection*). Essa tecnologia usa o princípio da emissão de raios infravermelhos em direção aos olhos. A luz emitida é humanamente imperceptível, portanto, não provoca alteração no diâmetro pupilar, mas pode ser refletida pelas córneas. Essa reflexão gera um ponto brilhante que servirá de marcador para identificação do olho. (BERGSTROM; SCHALL, 2014). As coordenadas do ponto brilhante são determinadas através da segmentação da imagem captada. Para isso, a emissão de luz infravermelha é sincronizada com a taxa de captura da câmera, alternando-se a primeira a cada quadro e marcando a imagem

com brilho somente nos quadros pares. Assim, a cada dois quadros, é calculada a diferença de pixels, subtraindo-se uma da outra para limpar todo o fundo comum a ambas, resultando apenas o segmento brilhante do reflexo (EBISAWA; SATOH, 1993) (Figura 4).

Figura 4 – Método para a identificação do olho usando o PCCR.

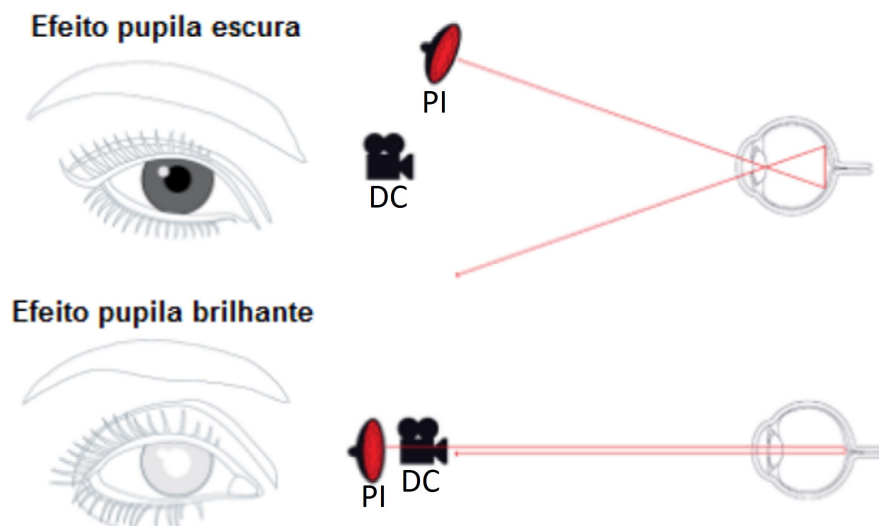


Fonte: Adaptado de Orsi (2018).

Legenda: (a) imagem par, contendo o ponto brilhante gerado pela reflexão da luz infravermelha; (b) imagem ímpar; (c) diferença entre as imagens (a) e (b).

No PCCR, o sistema de iluminação pode ser configurado de duas formas distintas, proporcionando o efeito de pupila escura e de pupila brilhante, conforme a Figura 5.

Figura 5 – Diferença de posicionamento da iluminação e o efeito adquirido nos rastreamentos pupilares escuro e brilhante.



Fonte: Orsi (2018).

Legenda: Os efeitos são gerados pela distância relativa entre o dispositivo de captura de imagem (DC), o ponto de iluminação (PI) e o olho.

O efeito de pupila escura é adquirido colocando o ponto de iluminação longe do eixo óptico do dispositivo de captura de imagem, tornando a pupila mais escura do que a íris, pois esta possui tecidos mais rasos. Por outro lado, para obter-se o efeito brilhante, o ponto de iluminação é colocado perto do eixo óptico, gerando um fenômeno semelhante ao efeito de olhos vermelhos em fotografias (MORIMOTO et al., 2000).

A escolha do efeito a ser utilizado pode ser estabelecida considerando condições que possam favorecer a rastreabilidade da pupila, como a iluminação do ambiente, a posição da cabeça, e os fatores relativos à idade e à etnia do indivíduo que interferem diretamente na variabilidade de tamanho e grau de abertura dos olhos (HANSEN; JI, 2009).

### ***2.3.3.2 Diâmetro pupilar***

A métrica mais primitiva usada na pupilometria é o diâmetro médio da pupila (GRAY; WINN; GILMARTIN, 1993; JEPMA; NIEUWENHUIS, 2011). A medida leva em consideração os componentes tônicos (referentes às alterações do diâmetro pupilar causadas por contrações lentas) e fásicos (relacionados às contrações rápidas ou transitórias) da dilatação e produz características suavizadas. Uma abordagem comum é usar a mudança na dilatação da pupila em relação a uma linha de base, assumindo-a como um componenteônico, ao passo que a alteração relativa refere-se ao componente fásico. A linha de base pode ser derivada durante o estudo ou por meio de um ambiente controlado.

### ***2.3.3.3 Resposta pupilar evocada pela tarefa***

A resposta pupilar evocada pela tarefa (do inglês, task-evoked pupillary response, TEPR) é um conceito generalizado por Beatty (1982b) que corresponde a variação no diâmetro da pupila em resposta a um estímulo ou tarefa específica. A análise da TEPR envolve comparar as mudanças no tamanho da pupila durante a execução de uma tarefa com uma linha de base estabelecida antes do estímulo. Essas mudanças são geralmente registradas em pixels ou milímetros e podem ser usadas para inferir o nível de envolvimento cognitivo ou emocional do indivíduo.

A reação pupilar pode ser dividida em dois componentes: diâmetro pupilarônico e resposta pupilar fásica (Beatty, 1982a). O diâmetro pupilarônico reflete um componente sustentado da resposta pupilar e é expresso como um diâmetro absoluto da pupila, frequentemente usado como diâmetro basal. Por outro lado, a resposta pupilar fásica refere-se a um componente



transitório da resposta pupilar e é expressa como uma dilatação relativa ao diâmetro basal da pupila.

Alguns autores afirmaram que a magnitude da resposta pupilar fásica a uma tarefa específica é independente do diâmetro pupilar tônico (Beatty, 1982b; Bradshaw, 1969; Hahnemann e Beatty, 1967). Baseado nessa suposição de independência entre esses dois componentes pupilares, Beatty (1982b) concluiu que é possível comparar as respostas pupilares fásicas obtidas em diferentes experimentos e relatadas por diversos laboratórios. Ele apresentou uma tabela comparativa que permitiu ver, por exemplo, que a memorização de quatro palavras faz a pupila dilatar mais do que a memorização de um multiplicando, e que resolver um problema de multiplicação simples gera uma resposta pupilar fásica cerca de 0,1 mm maior do que uma tarefa difícil de discriminação auditiva.

No entanto, essa classificação das tarefas baseada na magnitude da resposta pupilar fásica como um marcador de dificuldade só seria válida se o diâmetro pupilar tônico não afetasse a resposta pupilar fásica. Se o diâmetro pupilar tônico varia em função do ambiente experimental e a resposta pupilar fásica depende do diâmetro pupilar tônico, é necessário garantir que as condições experimentais sejam as mesmas ou pelo menos semelhantes para comparar os resultados de diferentes experimentos.

A investigação dessa relação é importante ao usar a reação pupilar como um marcador de estresse ou carga de trabalho em condições ecológicas, onde fatores como a luz são difíceis de controlar. Se existir uma forte relação entre o diâmetro pupilar tônico e a resposta pupilar fásica, a aplicabilidade dos resultados de laboratório em condições da vida real, como em fatores humanos na aviação, requer uma reflexão adicional.

#### **2.3.3.4 Índice de Atividade Cognitiva**

O Índice de Atividade Cognitiva (do inglês *Index of Cognitive Activity* ICA), introduzido por Marshall (2002), é uma medida da flutuação do diâmetro da pupila como uma medida instantânea. Ele mede descontinuidades abruptas no sinal criado a partir do registro contínuo do diâmetro da pupila, separando efetivamente as reações produzidas por processamento cognitivo ou por mudança nas condições de luminosidade sobre os olhos.

O índice é calculado como o número de vezes por segundo que uma descontinuidade abrupta no sinal da pupila é detectada. O processo começa eliminando as regiões correspondentes às piscadas, removendo-as ou substituindo-as por interpolação como etapa de pré-processamento.

O sinal é então passado por uma decomposição de ondaleta (CHAN, 1994) para capturar mudanças abruptas. Finalmente, o sinal decomposto é submetido à limiarização, convertendo seus coeficientes em um vetor binário.

### 2.3.3.5 *Índice de Atividade Pupilar*

Índice de atividade pupilar (*Index of Pupillary activity*, IPA), introduzido por Duchowski et al. (2018), é uma métrica inspirada no ICA, com um conceito subjacente semelhante. O cálculo do IPA começa com o descarte dos sinais correspondentes às piscadas identificadas no experimento. Duchowski et al. (2018) usaram uma janela de 200 ms. Em seguida, fizeram uma decomposição de ondaleta discreta Symlet-16 de dois níveis do sinal de dilatação da pupila selecionando uma função mãe  $\psi_{j,k}(t)$ . A ondaleta diádica resultante após a análise do sinal  $x(t)$  gera uma representação em série diádica. O processo segue com uma análise de sinal multirresolução. Um nível é selecionado arbitrariamente a partir da decomposição da multirresolução para produzir uma aproximação mais suave. Finalmente, os coeficientes máximos do módulo da ondaleta são limiarizados. O número de coeficientes restantes representa a leitura IPA para o sinal de diâmetro da pupila fornecido.

### 2.3.3.6 *Índice de Atividade Pupilar Baixo/Alto*

Duchowski et al. (2020) propõem uma variação da medida IPA, o Índice de Atividade Pupilar Baixo/Alto (*Low/High Index of Pupillary Activity*, LHIPA). O cálculo da métrica permanece o mesmo do IPA, exceto para a contagem de coeficientes restantes. Em vez de contar os remanescentes, o LHIPA conta os módulos máximos das bandas de baixa e de alta frequência contidas na *wavelet*.

A resposta pupilar aumenta à medida que a carga cognitiva também aumenta, sendo refletida como uma diminuição na leitura do LHIPA. Os autores demonstraram a aplicabilidade dessa métrica avaliando a relação entre a dificuldade de uma tarefa e as medidas correspondentes de IPA e LHIPA: o LHIPA foi capaz de identificar entre tarefas difíceis e fáceis ou de linha de base ao longo do estudo, enquanto o IPA pôde fazê-lo durante apenas um caso. Além disso, o LHIPA demonstrou carga cognitiva mais cedo do que o IPA, indicando uma resposta mais rápida por ser uma medida relativa.

## 2.4 COGNIÇÃO E PERCEPÇÃO VISUAL

O sistema sensorial é a base da percepção humana. Cada órgão sensorial responde de acordo com seus receptores periféricos e se correlaciona com a área neurológica na qual terminam as vias aferentes provindas desses receptores. O resultado dessa conjunção é uma excitação neural chamada de sensação.

As sensações externas refletem as propriedades e os aspectos humanamente perceptíveis do que se encontra ao redor. Para tal, valem-se dos sistemas sensoriais: visual, auditivo, gustativo, olfativo e tátil, que reagem em função da adaptação ao tipo de estímulo envolvido. Assim, é esperado que as sensações e os estímulos que as produzem sejam concordantes.

Os órgãos sensitivos podem trabalhar de forma integrada para obter maior eficiência. Dessa forma, uma determinada qualidade perceptiva, citando a grandeza, pode ser ponderada simultaneamente para vários sentidos. A disposição para a integração, cooperação e concordância entre eles é de tal magnitude que, em condição de inconformidade consensual, o sistema sensorial humano tenta ajustar-se para que a situação se adeque. Por exemplo, em uma sala de cinema, as vozes ouvidas provêm dos altifalantes dispostos em diferentes lugares, mas mentalmente são associadas como originadas diretamente dos lábios em movimento dos atores.

Em se tratando da visão, além de ser o componente primário do sistema sensorial, é o sentido captado mais rapidamente pelo cérebro e possui ainda a capacidade de paralelismo; isto é, processa as informações visuais das áreas adjacentes a um determinado ponto de atenção ao qual o órgão está focado (WARE, 2019).

### 2.4.1 Modelo da percepção visual humana

Ware (2019) apresenta um modelo simplificado do sistema de processamento de informações da percepção visual humana. Tal abordagem é particularmente útil para este trabalho, podendo ser usada como ponto de partida para análises mais detalhadas.

O referido sistema é usualmente dividido em três fases:

- a) **Processamento paralelo:** extrai as propriedades de baixo nível da cena visual, tais como orientação dos contornos, cor, textura e padrões de movimento. Esse processo é feito por bilhões de neurônios dedicados trabalhando em paralelo e de forma independente à consciência.

Nesse contexto, as propriedades visuais que são detectadas de modo preciso e rápido pelo sistema visual de baixo nível são chamadas de *preattentive*. De modo geral, elas podem ser agrupadas em quatro categorias básicas: cor, forma, movimento e localização espacial. Sendo que dentro de um determinado espaço de visualização, quaisquer mudanças nas características *preattentive* de um objeto em relação aos demais poderá interferir no foco de atenção (HEALEY; INTERRANTE; RHEINGANS, 1999).

- b) **Percepção de Padrões:** neste estágio, o campo visual é decomposto em regiões e padrões simples, como contornos contínuos e regiões de mesma cor e/ou textura. O processo de percepção de padrões é bastante flexível e ocorre de forma serial, podendo seguir diferentes caminhos para reconhecimento de objetos e valer-se de movimento visualmente guiado. Além disso, envolve a memória de longo prazo, sendo mais lento e influenciável pelas informações disponibilizadas pela etapa anterior.
- c) **Processamento Sequencial Dirigido:** é o nível mais elevado da percepção, no qual a informação é reduzida a artefatos que são mantidos na memória visual por mecanismos ativos de atenção para formar a base do pensamento visual. Assim, quando estimulado visualmente, o sistema humano constrói uma sequência de pesquisas que são respondidas por estratégias visuais de procura. Por exemplo, ao usar um mapa de rodovias para determinar o caminho entre duas cidades, a pesquisa visual desencadeará uma procura por linhas conectadas a dois símbolos, ambos contendo especificidades que representam as vias e as cidades, respectivamente.

Nesse modelo, os aspectos decorrentes de experiências passadas são fundamentais para o processo da percepção, pois a compreensão só ocorre mediante à consciência prévia; e ela própria é suscetível a mudanças conforme novas informações são agregadas. Dessa forma, a percepção visual é o resultado da interação intrínseca entre as informações captadas pelo sistema visual e àquelas baseadas no conhecimento previamente adquirido (RENSINK, 2002).

#### 2.4.2 Mecanismos neurais da atenção visual seletiva

A capacidade de processar todas as informações visuais disponíveis é extremamente limitada para o ser humano (MOORE; ZIRNSAK, 2017). Essas limitações ficam evidentes em demonstrações perceptuais, como a cegueira para mudanças (por exemplo, em (HOFFMAN,

2024)), e na quantidade de detalhes que não são notados ou lembrados em uma cena típica. Embora o sistema visual seja complexo, parte dessa capacidade neural frequentemente não é utilizada, sendo direcionada apenas para o pequeno conjunto de informações mais relevantes aos objetivos do observador. Esse processo é conhecido como atenção visual seletiva.

A atenção visual seletiva pode ser dividida em três dicotomias principais: *top-down* (guiada por sinais internos, como regras ou estratégias) versus *bottom-up* (baseada em aspectos físicos do estímulo, como luminância, cor e saturação); espacial versus características específicas de objetos; e encoberta (sem movimentos orientadores) versus evidente (ocorre em conjunto com movimentos do olho). Essas dicotomias indicam a existência de mecanismos neurais divergentes, mas há pouco conhecimento sobre a base mecânica dessas manifestações de atenção (MOORE; ZIRNSAK, 2017).

#### **2.4.2.1 Atenção *top-down* versus atenção *bottom-up***

Mecanismos *bottom-up* atuam sobre uma entrada sensorial primária, movendo rapidamente e involuntariamente a atenção para características visuais salientes de potencial importância. Por exemplo, as informações de borda e o alto contraste em determinadas regiões da imagem podem ser atrativas de fixações.

Por outro lado, os mecanismos *top-down* implementam estratégias cognitivas de longo prazo, sendo influenciados pelo estado emocional (KASPAR et al., 2013) e motivacional do observador e por seus traços de personalidade (RAUTHMANN et al., 2012).

A atenção *top-down* é chamada endógena, pois, ao contrário da atenção *bottom-up* (que é automática e involuntária), ela está sob controle voluntário. Ela é considerada sustentada, porque normalmente é direcionada a objetos, características ou regiões no espaço por períodos prolongados, enquanto a atenção *bottom-up* é capturada de forma transitória. Adicionalmente, a atenção *top-down* parece levar mais tempo para ser implementada do que a *bottom-up*, com tempos aproximados de 300 ms e 100-120 ms, respectivamente (LIU; STEVENS; CARRASCO, 2007; HEIN; ROLKE; ULRICH, 2006).

#### **2.4.2.2 Atenção baseada em características específicas versus atenção espacial**

A atenção baseada em características é uma forma adaptativa na qual os objetos são selecionados com base em suas propriedades relevantes. Diferentemente da atenção espacial,

ela não se concentra em um local no campo visual, mas sim em atributos específicos, como cor, forma ou textura (WOLFE, 1994).

A atenção baseada em características pode induzir vieses perceptuais mais complexos. A forma como se percebe e interpreta os estímulos pode ser influenciada pelo atributo focado. Por exemplo, se o observador está atento a objetos com uma certa textura, não só os objetos com essa textura serão mais perceptíveis, mas a percepção de outros aspectos do ambiente pode ser alterada (WOLFE, 1994).

O comportamento visual, no entanto, não se esgota em fatores que dependem unicamente de objetivos ou do conteúdo do estímulo; os movimentos oculares exibem organização temporal e vieses espaciais que parecem ser independentes de tais determinantes (KOLLMORGEN et al., 2010). Por exemplo, uma estrutura espacial que é independente do estímulo e tarefa pode ser definida como viés de visualização. Um viés espacial conhecido é a tendência de olhar para o centro de estímulos visuais durante a exploração livre de imagens (TATLER, 2007; TSENG et al., 2009).

Outro viés espacial é o chamado horizontal assimétrico. Estudos com rastreamento ocular envolvendo percepção em faces mostraram um viés inicial de exploração para a esquerda. Esse viés foi observado na exploração inicial de cenas complexas, embora esses estudos não tenham investigado especificamente esse fenômeno e não tenham controlado a assimetria de conteúdo da imagem (TATLER; BADDELEY; GILCHRIST, 2005; LEONARDS; SCOTT-SAMUEL, 2005).

#### ***2.4.2.3 Atenção encoberta e atenção evidente***

As localizações do olhar não refletem necessariamente diretamente aquilo a que os observadores humanos estão prestando atenção. Enquanto a atenção visual evidente é o ato de direcionar fisicamente os olhos para um estímulo, a atenção visual encoberta está relacionada a uma mudança mental de atenção sem movimento físico. A atenção encoberta precede os movimentos oculares e, durante a fixação, pode ser implantada em vários locais simultaneamente. A atenção visual encoberta é notavelmente útil para monitorar eficientemente a cena visual e orientar futuros movimentos oculares (ENGELKE et al., 2011). Ambas estão fortemente interligadas, conforme comprovado por vários estudos psicofísicos, fisiológicos e de imagem (ITTI; KOCH, 2001).

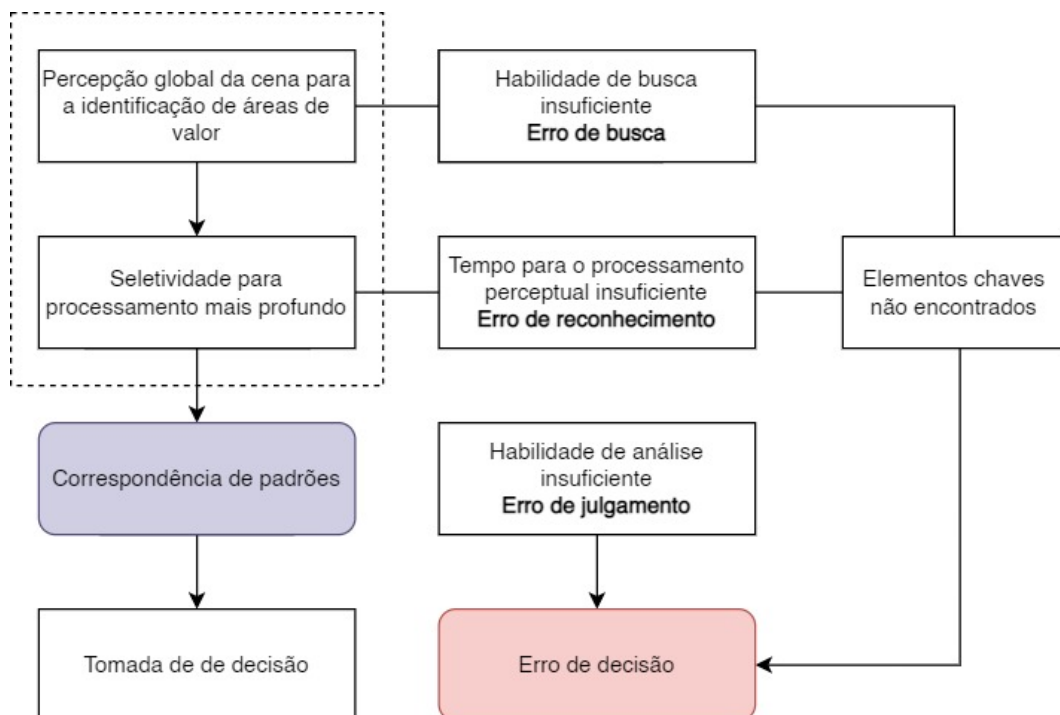
Naturalmente, os humanos tendem a direcionar seu olhar com a mudança na atenção, a menos que sejam restringidos de outra forma (MAZAHARI et al., 2011; FOULSHAM, 2008).

Desse modo, a atenção evidente é facilmente registrável com dispositivos rastreadores oculares. Essa é uma das razões pelas quais são mais frequentes em estudos científicos, incluindo o contexto de modelagem computacional da atenção visual.

### 2.4.3 Rastreamento ocular na interpretação médica

Diversos estudos sobre rastreamento ocular encontraram evidências postulando três tipos de erros na interpretação diagnóstica: erros de busca, erros de reconhecimento e erros de julgamento. Cada um deles traz implicações para a precisão do diagnóstico e, em última análise, a qualidade de vida e o bem-estar do paciente (BRUNYÉ et al., 2019). A Figura 6 mostra as etapas do processamento perceptual e os erros associados na tomada de decisão.

Figura 6 – Os processos de cognição subjacentes dos profissionais médicos e os erros associados à tomada de decisão.



Fonte: Adaptado de Al-Moteri et al. (2017).

#### 2.4.3.1 Erros de busca

Um erro de busca ocorre quando um elemento essencial de uma cena não é percebido visualmente (CAIN; ADAMO; MITROFF, 2013). Por exemplo, um radiologista que não consegue fixar um nódulo pulmonar (MANNING et al., 2006). Teoricamente, uma busca

bem-sucedida depende da fixação de uma região relevante para o diagnóstico médico; sem ela, o reconhecimento e a tomada de decisão não são possíveis.

Os erros de busca podem ocorrer devido à baixa prevalência do alvo, satisfação de busca, distração e esgotamento de recursos.

A baixa prevalência do alvo significa que a característica buscada é especialmente rara. Por exemplo, um tumor maligno tem uma probabilidade igual ou inferior a 1% de aparecer em um exame de mamografia (GUR et al., 2004). Pesquisas anteriores mostraram que uma redução da prevalência de 50% para 1% resultou nas taxas de detecção de 93% e 70% respectivamente (WOLFE; HOROWITZ; KENNER, 2005). Quanto mais baixa, mais provável que o término da busca ocorra antes da detecção de um alvo (WOLFE; VAN WERT, 2010). Rich et al. (2008) propõem a ocorrência de várias decisões menores durante esse processo de busca: à medida que uma região importante é detectada, é possível julgá-la como suficiente para o diagnóstico (e, assim, encerrar a pesquisa); ou o contrário, crer-se em um alvo raro, mas mais valioso, que pode ser encontrado com a pesquisa contínua.

Ao finalizar a busca, existe a possibilidade de tê-la feita prematuramente, e o diagnóstico resultar incorreto. Esse fenômeno foi originalmente cunhado de satisfação de busca, quando os radiologistas ficavam satisfeitos com sua interpretação de uma imagem médica após identificar uma lesão, em detrimento da identificação de uma segunda lesão mais importante (BERBAUM et al., 1989). A satisfação da busca, de acordo com Berbaum et al. (1989), por si só, pode não descrever adequadamente o processo de busca; e a detecção de um alvo não necessariamente induz o término da pesquisa, em vez disso pode alterar os limites de resposta durante uma pesquisa de alvos múltiplos.

Conforme ganham experiência, os diagnosticadores desenvolvem estratégias de pesquisa mais refinadas, direcionando com mais precisão a atenção visual para as regiões de maior relevância (KUNDEL et al., 2008). Esses especialistas provavelmente detectam câncer em uma mamografia antes que qualquer varredura visual ocorra, durante a inspeção holística inicial (KUNDEL et al., 2008). Dessa forma, o processo de diagnóstico pericial foi reconceituado como envolvendo um reconhecimento inicial de uma característica, seguido de uma busca e decisão (KUNDEL; NODINE, Calvin F, 2010), contrastando com os conceitos tradicionais que sugerem que a busca sempre deve preceder o reconhecimento (KUNDEL; NODINE, C., 1978). Ao contrário disso, os novatos são mais propensos a se distraírem com elementos altamente salientes que não necessariamente são úteis para a interpretação diagnóstica.



Outra importante fonte de erros de busca está associada aos recursos da memória de trabalho (ADAMO; CAIN; MITROFF, 2013). Ao procurar diversos alvos, um observador, tendo identificado um deles, poderá mantê-lo na memória de trabalho enquanto procura pelos demais. Essa manutenção ativa de alvos detectados anteriormente pode esgotar os recursos da memória que, de outra forma, poderiam ser usados para procurar alvos de menor saliência e prevalência. Isso é evidenciado pelo alto número de refixações, sugerindo uma atualização ativa do conteúdo da memória (CAIN; ADAMO; MITROFF, 2013).

#### **2.4.3.2 Erros de reconhecimento**

O rastreamento ocular foi fundamental para demonstrar que a maioria dos erros interpretativos surgem durante o reconhecimento e a tomada de decisão (HALL; HENNINGSEN, 2008; SAMUEL et al., 1995). Erros de reconhecimento ocorrem quando um elemento visual é fixado, mas não é reconhecido corretamente ou como relevante ou valioso para a finalidade da pesquisa. Essa característica pode ser determinada pela duração da fixação, usando um limite quantitativo. Kundel e CF Nodine (1978), por exemplo, usaram um limite de 600 ms; e Mello-Thoms et al. (2005), 1.000 ms. As durações de fixação menores ou maiores que o limiar indicam falha ou sucesso no reconhecimento, respectivamente. Dessa forma, supostamente, qualquer erro de diagnóstico subsequente a esse limiar ocorre devido à falha na tomada de decisão.

Além dos movimentos dos olhos, a pupila pode ser usada para elucidar processos mentais que ocorrem durante a interpretação de imagens médicas. Quando o cérebro identifica um sinal relevante para um objetivo de tarefa, a atenção é orientada para essa região. Com isso, há um aumento no diâmetro da pupila que reflete uma mudança de um estado de busca para um estado de percepção da relevância da informação para a tarefa (PRIVITERA et al., 2010). Além disso, essa mudança também pode revelar informações sobre a confiança de um observador em seu reconhecimento do recurso (BRUNYÉ; GARDONY, 2017). Características que são altamente difíceis de resolver e reconhecer causam uma rápida resposta de dilatação da pupila dentro de um segundo após a fixação na característica.

#### **2.4.3.3 Erros de julgamento**

Depois de reunir informações sobre uma cena, incluindo a busca e o reconhecimento de características relevantes, os observadores começam a formular hipóteses associadas ao objetivo da tarefa. Em alguns casos, uma hipótese pode existir antes da inspeção visual de uma imagem

(LEDLEY; LUSTED, 1959). Essa dinâmica faz parte de um processo cíclico que envolve a identificação de características que permitem selecionar um conjunto de hipóteses candidatas e reunir dados para testá-las e confirmá-las ou não. Em caso de confirmação, a busca pode ser encerrada; no entanto, a pesquisa pode continuar se houve indícios para múltiplas hipóteses. Em caso de contestação ou de incerteza, o processo cíclico continua (KASSIRER; WONG; KOPELMAN, 1991).

Em um cenário ideal, elementos visuais importantes são detectados durante a busca e, então, reconhecidos, permitindo o desenvolvimento e o teste de hipóteses com sucesso e produzindo um diagnóstico preciso (BRUNYÉ et al., 2019). Contudo, cada etapa desse processo é suscetível a erro. Embora as métricas de rastreamento ocular existentes não sejam capazes de detectar precisamente os erros relacionados à decisão, algumas pesquisas sugerem que movimentos relativamente desorganizados dos olhos podem indicar maior carga de trabalho, incerteza de decisão e maior probabilidade de erros (BRUNYÉ et al., 2017). Isso significa que a entropia dos movimentos oculares pode indicar o quanto esses processos são desordenados e não seguem um padrão sistemático. Uma maior entropia reflete uma maior incerteza relativa no processo de tomada de decisão diagnóstica.

Segundo Brunyé et al. (2019), "nenhum estudo examinou a entropia dos movimentos oculares durante a interpretação de imagens médicas e, até onde sabemos, apenas um examinou o diâmetro da pupila (MELLO-THOMS et al., 2005)", revelando um caminho interessante a ser analisado.

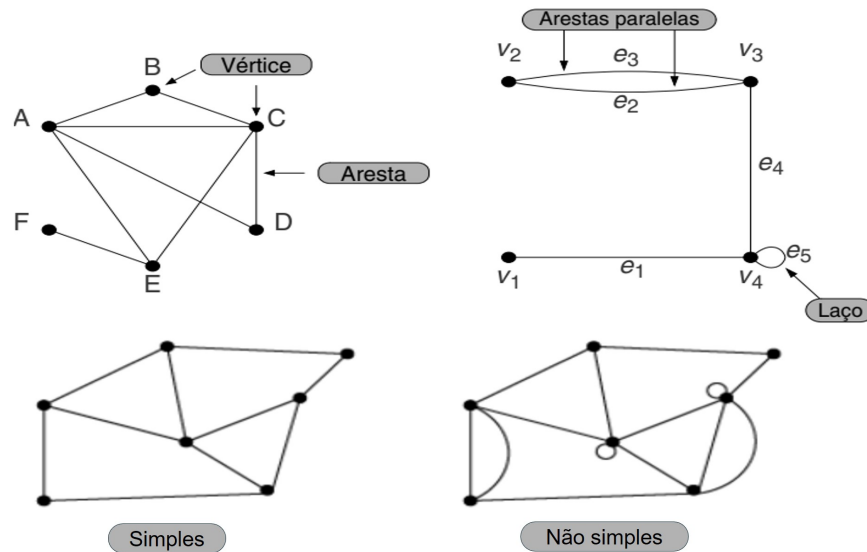
## 2.5 NOTAÇÃO E NOÇÕES FUNDAMENTAIS SOBRE GRAFOS

Um grafo ou rede  $G$  (COSTA, 2011):

- a) é um par de conjuntos  $(V, E)$ , tal que  $V = V(G) = \{v_1, \dots, v_n\}$  é o conjunto dos vértices, e  $E = E(G)$  é o conjunto das arestas (arcos), a cada uma das quais corresponde um subconjunto de  $V(G)$  de cardinalidade 2, por exemplo,  $E(G) = \{e_1, \dots, e_m\}$ , com  $e_k = \{v_{k_i}, v_{k_j}\}$ , para  $k \in \{1, \dots, m\}$ ;
- b) tem o número de vértices e arestas designados, respectivamente, por **ordem** e **dimensão** do grafo;
- c) tem vértices adjacentes, se eles forem “vizinhos”.  $a$  e  $b$  são adjacentes se existir a aresta  $e = (a, b)$  no conjunto  $E$ ;
- d) tem o grau de um vértice  $v$  como sendo o número de vértices adjacentes a  $v$ . O grau de entrada e saída é o número de arestas apontando para dentro ou fora do nó;

- e) pode ser representado por figuras planas constituídas por linhas (arestas) e pontos (vértices);
- f) é dito **simples** se não existem arestas paralelas (mais do que uma aresta entre os mesmos dois vértices) nem laços (arestas com ambos os extremos no mesmo vértice);

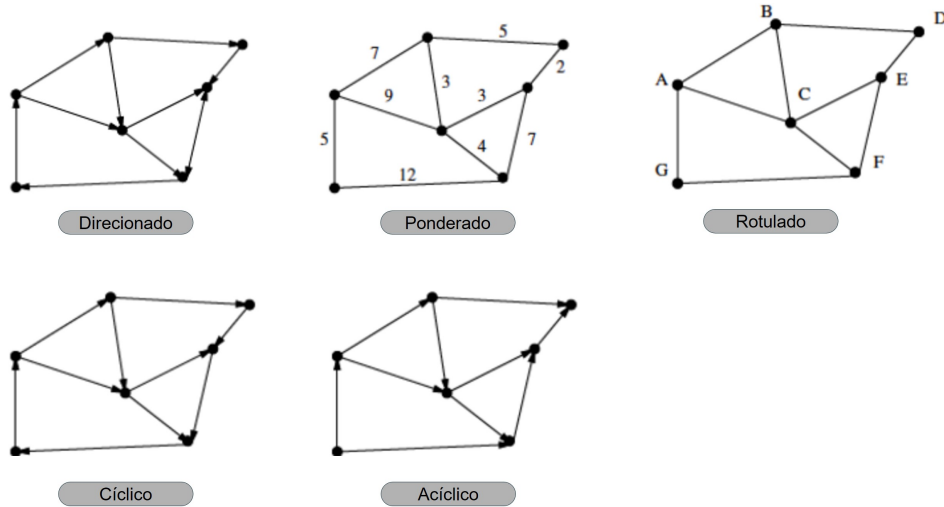
Figura 7 – Conceitos básicos de grafos.



- g) é **trivial** quando  $G = (V; \emptyset)$ , contendo  $n$  vértices no plano sem quaisquer arestas;
- h) é **regular** quando todos os seus vértices tem o mesmo grau;
- i) é **completo** se existir aresta presente entre todos os pares de vértices;
- j) tem **caminho** definido como uma sequência de vértices conectados por arestas;
- k) é **não direcionado** se a aresta  $(xy) \in E$  tal que  $(y,x)$  também está em  $E$ . Se não, o grafo é **direcionado**;
- l) tem aresta **ponderada** quando ela recebe um valor numérico, ou peso. Em grafos **não ponderados**, não há distinção de custo entre várias arestas e vértices;
- m) é **cíclico** quando apresenta um caminho fechado sem vértices repetidos. Caso contrário, **acíclico**;
- n) pode conter um nome ou identificador exclusivo para cada vértice (**rotulado**);
- o) é **reflexivo** se, para todo vértice  $v$ , existe uma aresta de  $v$  para ele mesmo  $\{v, v\}$
- p) é **transitivo** se, sempre que houver arestas  $xy$  e  $yz$ , existir uma aresta  $xz$ .

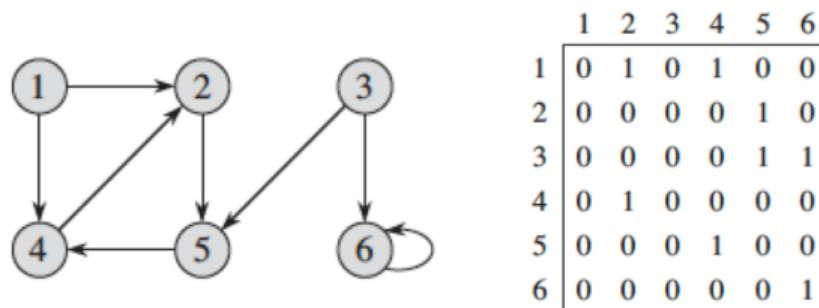
Grafos são geralmente representados através de uma matriz de adjacência ou de uma lista de adjacências.

Figura 8 – Exemplos de grafos.



Uma matriz de adjacências ( $M$ ) é uma matriz quadrada  $n \times n$ , em que  $n$  é o número de vértices no grafo ( $G$ ). Cada célula indica se há uma aresta entre dois vértices. Dessa forma,  $M[i,j] = 1$  se  $(i,j) \in E(G)$ , 0 se não. Em casos de grafos ponderados, utiliza-se o valor dos respectivos pesos em vez do valor 1.

Figura 9 – Representação de uma matriz de adjacências.

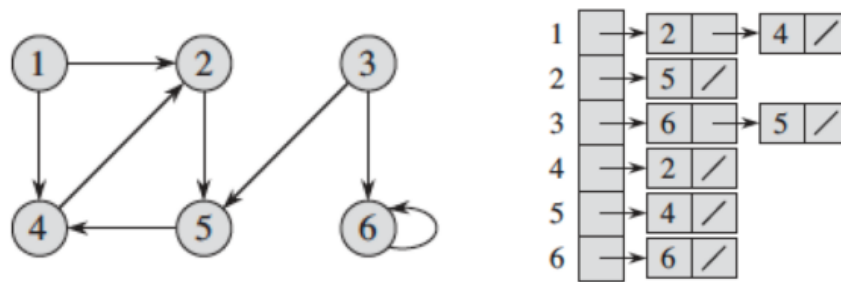


Uma lista de adjacências é uma coleção de listas, onde cada vértice tem uma lista de seus vizinhos. Essa representação é mais eficiente em termos de espaço para grafos esparsos. Nesse caso, um conjunto  $Adj$  de  $n$  listas, uma para cada vértice em  $V$ . Para cada  $v \in V$ ,  $Adj[v] \ni \forall u | (v,u) \in E$ . Ou seja,  $Adj[v]$  consiste em todos os vértices adjacentes a  $v$  em  $G$ .

### 2.5.1 Estruturas de dados

Os dados são considerados os blocos básicos da programação. Eles representam uma unidade ou um elemento de informação que pode ser acessado através de um identificador. O modo como eles são agregados e organizados depende da sua utilidade e de aspectos relativos

Figura 10 – Representação de uma lista de adjacências.



ao seu processamento, levando-se em consideração, por exemplo, a eficiência para buscas, o volume, a complexidade da implementação e a maneira como se relacionam. Essas diversas maneiras de organização são as chamadas estruturas de dados (AGUILAR, 2008).

Existem diversos tipos de estruturas de dados, usados para inúmeros fins. O tipo ideal para determinado arranjo depende do seu objetivo e dos critérios para criação da estrutura. A ideia por trás dos grafos é a possibilidade de criar conexões entre os elementos por meio de vértices e arestas. Uma visão geral dos algoritmos em grafos é apresentada por Even (2011). Ele aborda os algoritmos de caminho mais curto, árvores, busca em profundidade e busca em largura, fluxo de rede e grafos planares.

Grafos são uma estrutura matemática utilizada para representar elementos e as conexões estabelecidas entre eles, refletindo naturalmente o princípio de conectividade. Ao aplicar a visualização de grafos ao rastreamento ocular, os nós podem modelar áreas de interesse (AOIs) enquanto as arestas podem ilustrar as transições. Ademais, pode ser vinculado ao estímulo para transmitir informações contextuais que, de outra forma, seriam perdidas. Esse resultado pode ser obtido sobrepondo o estímulo ou mostrando várias estruturas de grafos lado a lado usando visualizações coordenadas múltiplas (BLASCHECK et al., 2018).

Neste trabalho, grafos foram utilizados para organizar e analisar dados de rastreamento ocular, devido à sua capacidade de representar relações complexas e dinâmicas entre áreas de interesse. Essa técnica permite explorar tanto o comportamento visual quanto os padrões cognitivos associados, promovendo análises mais aprofundadas em contextos variados, como psicologia, marketing e interfaces homem-máquina, permitindo identificar, por exemplo:

- a) **Concentradores:** AOIs que atraem mais atenção podem ser identificadas como vértices de alto grau;
- b) **Comunidades visuais:** Técnicas de detecção de comunidades em grafos podem agrupar AOIs que frequentemente interagem, refletindo a organização visual;

- c) **Caminhos preferenciais:** Análises de caminhos mais curtos ou mais frequentes indicam as rotas visuais comuns entre os elementos.

Blascheck et al. (2016) usou um modelo de grafo organizado de forma radial para descrever o comportamento ocular entre áreas de interesses. O design visual adota o diagrama de transição circular (BLASCHECK; RASCHKE; ERTL, 2013). Esse modelo exhibe apenas um nível de hierarquia por vez, apresentando os dados de forma agregada. Uma codificação de cor sequencial baseada em um único matiz representa o tempo de permanência nas AOIs. Arestas cônicas são desenhadas com espessura proporcional a quantidade e direção das transições. Nesse modelo, as autorreferências de uma classe são deixadas de fora para uma melhor ilustração. A desvantagem são as arestas entre classes vizinhas, que podem gerar interseções. Se inúmeras transições estiverem presentes, a rede pode ficar desorganizada.

Para dar suporte ao estudo do comportamento do olhar, Yang et al. (2023) desenvolveu um sistema de análise chamado *GazeGraphVis*, derivado de quatro princípios, que pode ser empregados para a organização de grafos :

- a) **P1 - Suporte a Explorações em Múltiplos Níveis de Grafo.** Para compreender melhor os processos cognitivos envolvidos na conclusão de tarefas de rastreamento de caminho, é essencial analisar os comportamentos do olhar em diferentes níveis da estrutura do grafo.
- b) **P2 - Ampliar o domínio visual.** A visualização pode se tornar mais informativa ao incorporar a dimensão temporal além da espacial. Em um ambiente tridimensional, a sequência do olhar é exibida como uma série de elementos visuais organizados em ordem cronológica, reduzindo a sobrecarga visual em comparação com visualizações bidimensionais;
- c) **P3 - Tornar a codificação visual intuitiva e consistente.** Incorporar componentes de visualização personalizados para os diferentes tipos de comportamentos de olhar. Cada componente deve utilizar uma codificação visual intuitiva para representar com clareza as características dos padrões de olhar. É fundamental manter a consistência na codificação de cores, garantindo uma experiência visual uniforme e compreensível;
- d) **P4 - Associar interações em múltiplos componentes de visualização.** A interação com um dos componentes deve influenciar os demais, destacando os dados de olhar relacionados, proporcionando uma análise mais integrada, e permitindo explorar informações de interesse sob diferentes perspectivas.

### 2.5.2 Análise de grafos

Diversas ferramentas podem ser utilizadas para caracterizar a estrutura de redes e seus componentes, abrangendo desde o cálculo de parâmetros até a identificação de padrões. Essas análises podem ocorrer em diferentes níveis: global, considerando o grafo como um todo, ou local, focando em um nó, uma aresta ou um pequeno grupo de elementos.

Yang et al. (2023) propuseram um método para derivar comportamentos de olhar com base na visualização de grafos expandindo áreas de interesse em nós e arestas. Eles estudaram os movimentos oculares de indivíduos ao analisar grafos visualmente, considerando os seguintes aspectos:

- a) O caminho de varredura pode mostrar a mudança geral de atenção espacial durante a busca, contribuindo para analisar as estratégias e hábitos inconscientes de um indivíduo;
- b) As direções do olhar indicam as tendências direcionais de um indivíduo ao encontrar o caminho entre dois nós, permitindo validar se os ângulos desses movimentos seguem um padrão esperado na busca;
- c) A frequência do olhar e a duração da fixação podem auxiliar na identificação do impacto de elementos que geram confusão e levam a tempos de exploração mais longos. Em seu contexto, o autor considerou, sob esse aspecto, os cruzamentos entre arestas e as sobreposições de nós;
- d) A visita repetida a uma região específica pode refletir que ela é informativa ou difícil para a cognição.

Em um contexto mais geral, (ENDRISS; GRANDI, 2018) introduziu uma estrutura formal para estudar a agregação de grafos em termos abstratos, apresentando alguns métodos e uma estrutura para avaliar sua qualidade. Essa abordagem considera o aspecto de que cada membro de um grupo de agentes autônomos pode fornecer um grafo distinto, definido sobre um conjunto comum de vértices. A agregação consiste em computar um único grafo que represente as diferentes visões dos agentes. Seu trabalho foi inspirado na teoria da escolha social, utilizando um método axiomático para identificar, formalizar e analisar propriedades desejáveis de agregação.

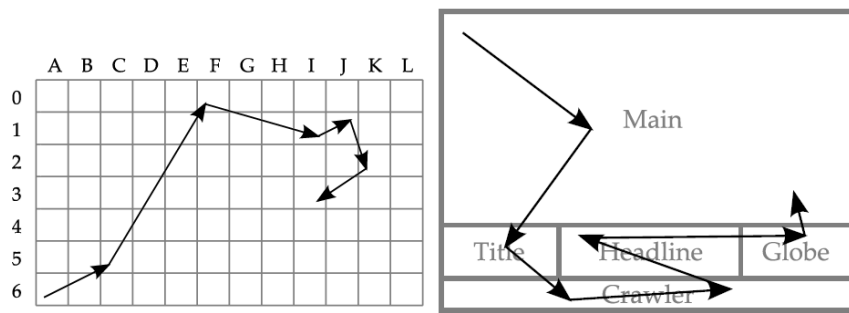
Um agente é considerado racional apenas se seu grafo possuir uma propriedade específica, como reflexividade ou transitividade. Uma regra de agregação é coletivamente racional, se garantir a preservação dessa propriedade no grafo coletivo. Por exemplo, a regra da união, que inclui uma aresta no grafo coletivo se ao menos um grafo individual a contém, sempre preserva a

reflexividade, mas não necessariamente a transitividade. Dessa forma, é possível investigar a existência de regras que satisfaçam requisitos específicos para compreender suas implicações lógicas de forma sistemática.

### 2.5.3 Sequência baseada em caracteres

Um caminho visual pode ser representado por uma sequência de caracteres que simbolizem áreas de interesse. Ao utilizar métodos baseados nesse conceito, é essencial diferenciar AOIs em grade e AOIs semânticas (Figura 11).

Figura 11 – AOIs em grade versus AOIs semânticas.



Fonte: Jarodzka, Holmqvist e Nyström (2010).

Legenda: À esquerda, AOIs em grade para aproximar a posição de fixações. A primeira fixação é traduzida na coordenada A6. À direita, AOIs semânticas.

As AOIs em grade são criadas ao dividir o estímulo em uma grade de áreas de tamanho igual, sem levar em consideração a semântica do estímulo. As AOIs semânticas, por outro lado, são definidas com base em partes significativas do estímulo, estando geralmente associadas a algum conhecimento especializado do contexto observado (JARODZKA; HOLMQVIST; NYSTRÖM, 2010).

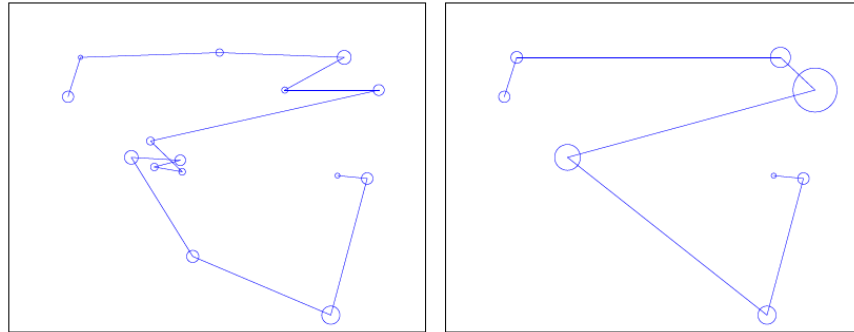
A principal vantagem de usar-se uma sequência baseada em caracteres é a representação aproximada da forma, comprimento e direção do caminho. A principal desvantagem é a dependência da segmentação em AOI, uma quantização espacial que necessariamente introduz artefatos nas medidas que dependem dela.

Além de fornecer uma descrição intuitiva, uma representação baseada em caracteres facilita a simplificação de um caminho, de modo que ele retenha informações que facilitem o alinhamento e a comparação entre outros caminhos. Por exemplo, uma sequência que visa avaliar a forma geral de interações entre áreas de interesse não deve incluir cada vetor sacádico,



especialmente se uma série inteira de pequenos sacádicos parecer um único ponto ou uma única linha (Figura 12). Outra maneira é a realização de procedimentos de simplificação em que as repetições de caracteres são removidas (BRANDT; STARK, 1997).

Figura 12 – Exemplo de simplificação de caminho visual.



Fonte: Jarodzka, Holmqvist e Nyström (2010).

Legenda: Observe como vetores sacádicos com direção similar e/ou vetores sacádicos curtos em posições similares são mesclados. Durações de fixação associadas a vetores pequenos mesclados são adicionadas ao início de um novo vetor maior.

### 3 INVESTIGAÇÃO DO COMPORTAMENTO VISUAL

Este capítulo apresenta o estudo sobre a taxa de exploração visual e a resposta pupilar relativa como métricas para investigar o comportamento de atenção de médicos, pais e leigos durante a avaliação da dor neonatal. O foco está em compreender como os diferentes padrões refletem estratégias cognitivas e processos de tomada de decisão em uma tarefa clínica envolvendo cuidados intensivos neonatais. Organizou-se em sete seções principais, iniciando com uma breve contextualização sobre avaliação de dor em neonatos. Em Trabalhos relacionados, discute-se a literatura científica pertinente, destacando contribuições anteriores. Na seção Experimento, descreve-se o delineamento do estudo, os participantes envolvidos e as condições experimentais adotadas. Em seguida, em Materiais e Métodos, detalham-se os procedimentos de coleta e processamento dos dados, bem como as métricas utilizadas para a análise. A seção de Resultados apresenta os principais achados obtidos a partir da aplicação das métricas propostas, enquanto a Discussão contextualiza e interpreta esses achados, relacionando-os com estudos anteriores e apontando perspectivas para pesquisas futuras. Por fim, em Considerações complementares, sintetizam-se os principais pontos levantados neste estudo, ressaltando as contribuições da análise realizada.

#### 3.1 BREVE CONTEXTUALIZAÇÃO

De acordo com a Associação Internacional para o Estudo da Dor (IASP), a dor é uma experiência sensorial e emocional subjetiva que está relacionada com aspectos desagradáveis provocados por danos reais ou potenciais ao corpo (BALDA; GUINSBURG, 2018; ZAMZMI et al., 2017).

Recém-nascidos são comumente submetidos a procedimentos clínicos dolorosos que, quando expostos de forma prolongada, apresentam riscos de complicações a curto e longo prazo, incluindo maior morbidade e mortalidade (GUINSBURG, 1999; ANAND; SCALZO, 2000). A habilidade de identificar rapidamente a presença ou ausência de dor é crucial para evitar as consequências da falta de tratamento adequado ou do uso desnecessário de opioides <sup>1</sup>, quando a dor já cessou (GRUNAU; HOLSTI; PETERS, 2006; SELVANATHAN et al., 2023).

Embora os recém-nascidos não possam se expressar verbalmente, sinais corporais permitem uma análise eficaz não invasiva da dor (GRUNAU; CRAIG, 1987). Nesse contexto, diversas escalas clínicas foram desenvolvidas. Alguns métodos baseiam-se principalmente em

---

<sup>1</sup>Os opioides são medicamentos com efeitos analgésicos e sedativos potentes.

reações como o choro, atividade motora e expressões faciais (GUINSBURG, 1999). Apesar de validadas e amplamente utilizadas, essas escalas são subjetivas, gerando resultados que podem variar de acordo com as características do paciente, de quem realiza a avaliação, e do ambiente onde ambos estão localizados (CÁSSIA XAVIER BALDA; GUINSBURG, 2007). Consequentemente, a dificuldade em identificar e quantificar a dor neonatal e a subjetividade dessa avaliação são um desafio importante para a comunidade científica em geral (SOARES et al., 2022).

Este capítulo está baseado nos achados de Orsi et al. (2023), que registraram e monitoraram a atenção visual e as reações pupilares involuntárias de médicos, pais e indivíduos leigos durante a observação de imagens frontais de recém-nascidos capturadas antes e após um procedimento doloroso. A presente abordagem incorporou uma metodologia de processamento de sinais orientada ao paradigma de exploração visual, e à resposta pupilar, como métricas relativas, oferecendo uma nova análise do comportamento visual relacionado à avaliação da dor neonatal.

### 3.2 TRABALHOS RELACIONADOS

Um dos principais focos de pesquisas envolvendo dor neonatal é a análise das expressões faciais como indicadores desse estado. Grunau e Craig (1987) verificaram que 99% dos recém-nascidos submetidos à punção do calcanhar demonstraram um conjunto consistente de quatro expressões faciais: testa proeminente, olhos apertados, sulco nasolabial aprofundado e boca aberta. Estudos posteriores confirmaram esse padrão de resposta à dor (GRUNAU; JOHNSTON; CRAIG, 1990; PEREIRA et al., 1999).

Segundo Balda et al. (2000), essas expressões podem ser codificadas e quantificadas, permitindo uma análise mais objetiva da dor neonatal e favorecendo uma comunicação mais eficiente entre o recém-nascido e o cuidador. Com base nessa premissa, outros estudos foram conduzidos, resultando na criação de escalas de avaliação da dor baseadas em expressões faciais. Há pelo menos 29 escalas diferentes disponíveis (MELO et al., 2014), mas ainda não há consenso sobre qual delas é a mais adequada ou se existe um padrão ouro. A eficácia de cada escala pode variar dependendo da idade gestacional, do tipo de estímulo doloroso e do contexto clínico (MELO et al., 2014; OLSSON et al., 2021).

A literatura mostra que as principais características faciais usadas nessas escalas estão concentradas na região dos olhos, testa e boca (HUDSON-BARR et al., 2002; MELO et al., 2014). No entanto, estudos recentes com rastreamento ocular indicam que a percepção visual da

dor neonatal pode ser ainda mais específica. Barros et al. (2021) demonstraram que a fixação do olhar no sulco nasolabial aumenta significativamente a precisão na identificação da dor neonatal. Cada olhar adicional nessa região elevou em 2,15 vezes a chance de classificar corretamente a presença ou ausência de dor (BARROS et al., 2021).

Segundo Melo et al. (2014), a subjetividade da observação e a necessidade de treinamento específico dos avaliadores afetam a precisão dos diagnósticos de avaliação da dor em neonatos. Por esse motivo, a automação da análise da dor tem se mostrado promissora. Estudos recentes apontaram algoritmos com desempenho comparável à inferência humana (ZAMZMI et al., 2019a,b; EGEDE et al., 2019). Esses avanços indicam que, no futuro, a dor neonatal poderá ser monitorada de forma objetiva nos leitos hospitalares, similar aos sinais vitais tradicionais, como frequência cardíaca e respiratória, pressão arterial e temperatura. Todavia, para que essa implementação seja eficaz, é fundamental compreender melhor os processos envolvidos na comunicação não verbal entre o recém-nascido e o observador humano, bem como os mecanismos cognitivos e emocionais que influenciam o reconhecimento da dor.

Uma pesquisa comparando profissionais de saúde e leigos na avaliação das expressões faciais de dor evidenciou que, apesar da experiência ser um fator determinante, ambos os grupos tendem a seguir padrões visuais semelhantes ao analisar áreas específicas do rosto. Contudo, profissionais de saúde tendem a fixar o olhar mais na boca e no sulco nasolabial e menos nos olhos, em comparação com não profissionais (SOARES et al., 2022). Soares et al. (2022) sugeriram que o reconhecimento da dor pode estar associado a um processo cognitivo humano inato, embora a experiência influencie a forma como essa análise é conduzida.

Deindl et al. (2025) investigaram o papel da atenção visual e do engajamento emocional, medidos pelos padrões de olhar e dilatação pupilar, na avaliação da dor entre os profissionais de saúde neonatal. O objetivo foi explorar como o conhecimento dos fatores contextuais, como o tipo de estímulo causador da dor, influencia a atenção visual e as pontuações subsequentes de dor. A pesquisa utilizou rastreamento ocular para monitorar as respostas dos profissionais a vídeos que mostravam neonatos expostos a estímulos térmicos não dolorosos, dolorosos breves e dolorosos prolongados. Os vídeos foram apresentados em dois formatos: vista do corpo inteiro, com informações contextuais, e vista apenas do rosto, sem detalhes contextuais. Os resultados indicaram que os estímulos dolorosos geraram pontuações significativamente mais altas na Escala de Avaliação da Dor Faces (FPRS) em comparação aos estímulos não dolorosos, sendo a visão do corpo inteiro associada a uma maior pontuação de dor. As enfermeiras tendiam a atribuir pontuações mais altas e apresentaram maior dilatação pupilar do que os médicos, sugerindo uma

resposta empática mais forte. Esses achados ressaltam a influência do formato da apresentação do estímulo e do papel profissional na avaliação da dor neonatal, destacando a necessidade de protocolos padronizados para aprimorar a precisão dessas avaliações.

### 3.3 MATERIAIS E MÉTODOS

A presente análise baseou-se nos registros de movimentos oculares obtidos durante tarefas de avaliação de dor em recém-nascidos, conforme descrito por Orsi et al. (2023). O foco principal foi caracterizar os padrões de atenção visual humana associados ao reconhecimento da dor, considerando possíveis diferenças entre profissionais de saúde e outros adultos quanto à rapidez e ao esforço cognitivo envolvidos nesse processo.

Esta seção descreve os materiais e procedimentos utilizados para o tratamento desses dados, dividindo-se em três etapas principais: aquisição dos sinais, avaliação da qualidade e processamento dos sinais.

#### 3.3.1 Aspectos éticos

O projeto de construção do banco de dados e análise das imagens faciais utilizadas neste estudo foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de São Paulo (UNIFESP), sob os números 1299/09 e 3.116.146. Os dados foram coletados no Hospital Universitário de São Paulo, afiliado à UNIFESP.

Todos os procedimentos realizados nos neonatos para a construção do banco de dados foram realizados a pedido médico, com consentimento informado dos pais para participação no estudo original e permissão do uso das imagens.

#### 3.3.2 Participantes

Os participantes da pesquisa (N=102) foram divididos em 44 indivíduos (4 pediatras e 40 neonatologistas,  $33,48 \pm 7,01$  anos) com experiência clínica na avaliação da dor neonatal utilizando a escala N-PASS (HUMMEL et al., 2008); pais ( $30,48 \pm 6,95$  anos) de recém-nascidos internados na Unidade Neonatal do HSP, sem treinamento formal em avaliação da dor; e outros 29 leigos ( $39,82 \pm 10,39$  anos), não pais e sem treinamento ou experiência clínica nessa área. Cabe destacar que os pais não avaliaram seus próprios filhos.

O consentimento informado por escrito foi obtido de todos os participantes.

### 3.3.3 Estímulos visuais

Os estímulos visuais foram compostos por um total de 20 imagens de 10 recém-nascidos (Figura 13). Cada par consistia em uma fotografia capturada enquanto o neonato estava em repouso e outra tirada após um procedimento doloroso clinicamente necessário (ORSI et al., 2023).

Figura 13 – Estímulos visuais no estudo de caso envolvendo faces de neonatos.



Fonte: (HEIDERICH; LESLIE; GUINSBURG, 2015).

Legenda: De cima para baixo, a primeira e a terceira linha de imagens correspondem a estímulos negativos (recém-nascidos em repouso, sem dor), e a segunda e quarta linha correspondem a estímulos positivos (recém-nascidos após procedimento doloroso).

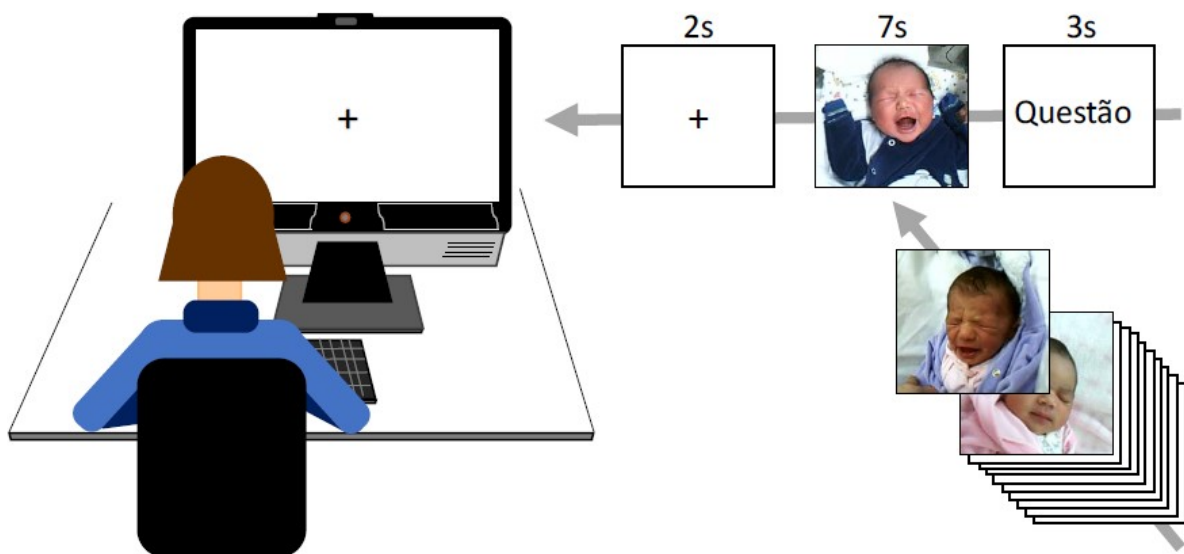
Todas as imagens faciais são coloridas e tiradas contra um fundo não homogêneo em posição frontal ereta, sem artefatos que possam sobrepor partes da face do recém-nascido e com total concordância interobservador ( $\kappa = 1$ ) na identificação da dor (HEIDERICH; LESLIE; GUINSBURG, 2015).

### 3.3.4 Procedimento computacional

Os participantes da pesquisa avaliaram a dor nas diferentes imagens durante um procedimento computacional, atribuindo pontuações em uma escala numérica que variava de 0 (nenhuma dor) a 10 (dor extrema) para cada estímulo apresentado (ORSI et al., 2023).

O experimento foi baseado em uma sequência de telas apresentadas em um monitor (Figura 14), que começava após a calibração do equipamento Tobii TX300 para cada participante (Seção 3.3.5). Na primeira tela, mostrava-se um conjunto de instruções. As imagens faciais eram exibidas aleatoriamente, cada uma exposta por 7 segundos, após os quais o participante fornecia a pontuação numérica correspondente da dor. Uma cruz era mostrada ao centro da tela por 2 segundos, antes de cada imagem facial, induzindo uma atenção visual inicial normalizada. O participante realizava duas avaliações preliminares, projetadas exclusivamente para a familiarização com a tarefa proposta (os resultados dessa fase não foram considerados no estudo final).

Figura 14 – Procedimento computacional do estudo de caso envolvendo faces de neonatos.



Fonte: Orsi et al. (2023).

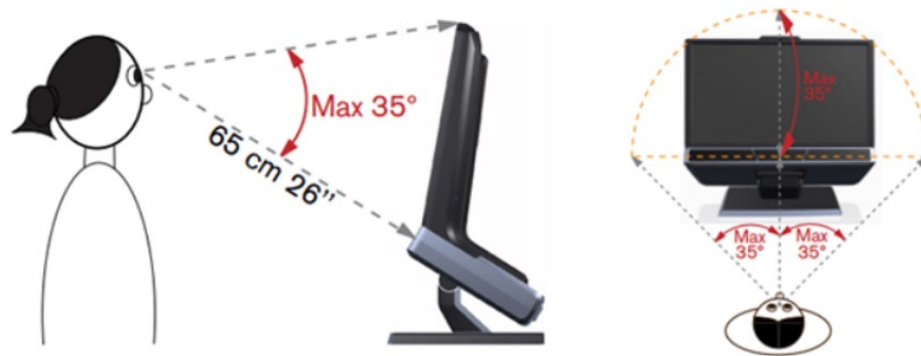
### 3.3.5 Aquisição dos sinais

A aquisição do sinal foi realizada utilizando um equipamento de rastreamento ocular, da marca Tobii, modelo TX300; em um ambiente fechado, com iluminação artificialmente

controlada dentro das especificações ideais de 300 à 1000 lux e posicionada fora do campo visual do participante. Esse equipamento consiste em um monitor de transistor de película fina de 23 polegadas; com um sistema de iluminação infravermelha e duas câmeras de captura localizadas na parte inferior; e capacidade de captura de 300Hz, com 60 milissegundos de duração mínima de fixação e 0,5 grau de limiar máximo de dispersão. Foram utilizados um notebook com processador Intel Core I7, 16 GB de memória RAM e sistema operacional Microsoft Windows 7; um teclado comum alfa-numérico, padrão ABNT; e o software Tobii Studio Pro - versão 3.4.5, por meio do qual foram definidas e executadas as etapas complementares do experimento, incluindo a identificação do participante, a calibração do equipamento, os registros e algumas análises dos dados do rastreamento ocular.

Na etapa inicial de cada experimento, todos os participantes foram acomodados em frente ao equipamento de rastreamento ocular e orientados a olhar apenas para o monitor a sua frente, evitando fechar os olhos ou fazer movimentos bruscos com a cabeça para evitar a perda do sinal. O equipamento foi calibrado a cada coleta, ajustando a posição do participante conforme indicado na Figura 15 e com base no foco da fixação ocular apresentada em uma grade de calibração.

Figura 15 – Parâmetros de alcance do equipamento de rastreamento ocular Tobii TX300.



Fonte: Tobii (2012).

Legenda: A distância ideal entre o indivíduo e o equipamento é de aproximadamente 65 cm e o ângulo máximo em relação ao centro da tela é de 35°.

### 3.3.6 Pré-processamento

Durante uma gravação, o Tobii TX300 coleta pontos de dados de movimento dos olhos a cada 3,3 ms. Cada ponto é identificado com um carimbo de data/hora e coordenadas “X,Y”. Para visualizar os dados, essas coordenadas são processadas em fixações e sobrepostas em uma



gravação dos estímulos usados no teste, ou usadas para calcular métricas de rastreamento ocular. Esse processo é realizado classificando-se os movimentos ou aplicando um filtro de fixação aos dados, que define como a contagem, duração e localização de fixações são calculadas.

Lacunas de dados, causadas por reflexos, piscadas ou desvios do olhar, foram corrigidas por interpolação linear aplicada separadamente para cada olho, desde que o intervalo ausente não ultrapasse o valor máximo de 75 ms (KOMOGORTSEV et al., 2010; SILVA JÚNIOR, 2021).

Por fim, foram excluídos os registros de participantes com taxa de rastreamento inferior a 70%, devido à baixa qualidade dos sinais, geralmente causada por piscadas frequentes, movimentos de cabeça ou fechamento dos olhos durante a tarefa.

### **3.3.7 Métricas de avaliação**

Nesta seção são apresentadas as métricas propostas nesta tese para caracterizar o comportamento visual a partir dos dados de rastreamento ocular. Cada métrica foi formalizada matematicamente e acompanhada de uma descrição conceitual e algorítmica, de modo a estabelecer a base teórica e computacional para as análises subsequentes.

#### **3.3.7.1 Taxa de exploração relativa (TER)**

A atenção visual manifesta-se como um processo contínuo. Ao longo de uma tarefa visual típica, é necessário decidir constantemente entre explorar uma nova opção do contexto observado ou manter-se na área atualmente fixada para um processamento mais aprofundado. Cada decisão de fixar o olhar em um novo local encerra a análise da região anterior.

O paradigma da exploração refere-se a uma estratégia de tomada de decisão em que um agente deve equilibrar dois comportamentos. Durante o comportamento de exploração, o observador experimenta alternativas desconhecidas, permitindo que ele compreenda melhor o estímulo (ou a cena) e identifique áreas potencialmente recompensadoras. Em contraste, no comportamento de aproveitamento, o observador foca em opções que já se provaram boas, maximizando o retorno imediato baseado em experiências anteriores (RAMOS GAMEIRO et al., 2017).

O número, a duração, e a distribuição espacial das fixações caracterizam o comportamento exploratório. O olhar se move rapidamente entre diferentes partes, realizando sacadas e fixações curtas. As fixações curtas estão frequentemente associadas ao processamento de busca, pois sua duração é insuficiente para que o observador extraia e interprete as informações associadas a elas

(MANOR; GORDON, 2003). Em contrapartida, as fixações longas indicam um processamento visual mais aprofundado e estão mais relacionadas com o comportamento de aproveitamento. Dadas as limitações de tempo na observação e interpretação de estímulos visuais, principalmente em contextos de tomada de decisão, existem demandas conflitantes entre a análise da cena como um todo e o foco em áreas específicas. Consequentemente, o comportamento visual envolve uma interação contínua entre exploração e aproveitamento em tarefas visuocognitivas naturais, de tomada de decisão ou de visualização livre.

Um possível raciocínio sobre o paradigma da exploração é capturar quantitativamente o significado de que quando agentes exploram opções visuais em uma cena, os números de sacadas e fixações curtas tendem a aumentar, aumentando a proporção matemática entre os movimentos oculares de exploração e os de aproveitamento. Por outro lado, quando esses agentes focam áreas conhecidas ou potencialmente informativas na mesma cena (ou estímulo), as fixações longas se tornam predominantes, causando uma diminuição nessa proporção.

A Figura 16 apresenta um exemplo fictício para ilustrar a diferença entre fixações curtas e fixações longas em um experimento de rastreamento ocular. Cada círculo representa uma fixação, com o tamanho proporcional à sua duração (em milissegundos). As fixações curtas (menores que 200 ms) estão indicadas em azul, as longas (maiores ou iguais a 200 ms) aparecem em vermelho. No painel à esquerda, elas estão dispostas na área de estímulo visual. No painel à direita, observa-se a duração de cada fixação em sequência. A linha tracejada preta marca o limiar de separação.

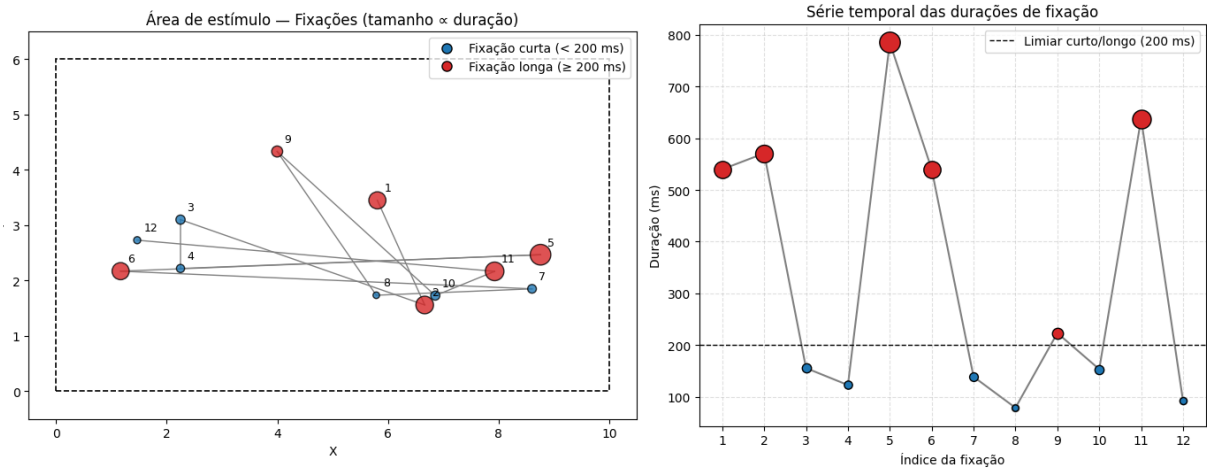
A taxa de exploração vista neste trabalho foi originalmente determinada por (GOLDBERG; KOTVAL, 1999) considerando uma operação numérica suscetível à divisão por zero, pois as fixações longas nem sempre estão presentes no sinal de rastreamento ocular. Por esse motivo, a taxa proposta foi normalizada em termos relativos:

$$TER = \frac{(NS + NF_c)}{(NFl) + (NS + NF_c)},$$

, em que  $NS$  representa o número de sacadas, e  $NF_c$  e  $NFl$ , as quantidades de fixações curtas e longas, respectivamente.  $TER \rightarrow 1$  quando predominam sacadas e fixações curtas — indicando um padrão de varredura visual rápida e exploratória —, enquanto  $TER \rightarrow 0$  quando há prevalência de fixações longas, refletindo um maior aproveitamento em relação ao estímulo.

O Algoritmo 1 descreve o procedimento utilizado para o cálculo dessa métrica, a partir das listas de tempos de fixação e sacadas registradas. Definiu-se 200 milissegundos para o limite

Figura 16 – Exemplo de fixações curtas (azul) e longas (vermelho). À esquerda, a área de estímulo mostra os pontos (x, y) de fixação com tamanho proporcional à duração. À direita, a série temporal evidencia a separação entre fixações curtas e longas pelo limiar de 200 ms (linha tracejada).



Fonte: Autor.

de fixação longa e 100 milissegundos para fixação curta em todos os experimentos, conforme sugerido por Manor (MANOR; GORDON, 2003).

Algoritmo 1 – Cálculo da Taxa de Exploração Relativa (*TER*).

```

1 Entrada: Lista de tempos de fixação fixacoes e lista de sacadas sacadas
2 tc ; // limite de fixação curta
3 tl ; // limite de fixação longa
4 Saída: Taxa de exploração relativa TER
5 início
6     limite_fixacao_curta  $\leftarrow$  ti ms ; // Definição de fixação curta
7     limite_fixacao_longa  $\leftarrow$  tf ms ; // Definição de fixação longa
8     NFc  $\leftarrow$  0 ; // Número de fixações curtas
9     NFl  $\leftarrow$  0 ; // Número de fixações longas
10    NS  $\leftarrow$  tamanho(sacadas) ; // Número de sacadas
11    para cada tempo em fixacoes faça
12        se tempo  $\leq$  limite_fixacao_curta então
13            NFc  $\leftarrow$  NFc + 1 ; // Incrementa fixações curtas
14        fim
15        senão se tempo  $\geq$  limite_fixacao_longa então
16            NFl  $\leftarrow$  NFl + 1 ; // Incrementa fixações longas
17        fim
18    fim
19    TE  $\leftarrow$   $\frac{NS+NFc}{NFl+NS+NFc}$ 
20    retorna TE
21 fim

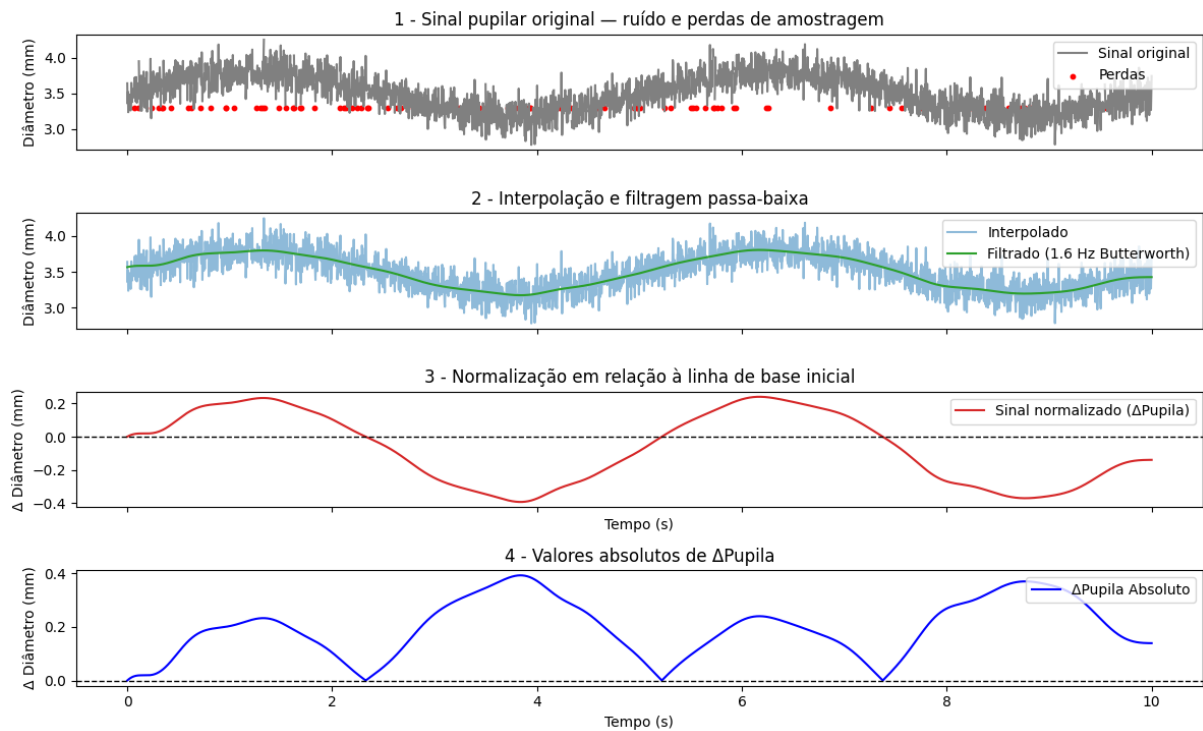
```

### 3.3.7.2 Resposta pupilar relativa (*RPR*)

A normalização do diâmetro da pupila é um procedimento adotado em função da assimetria entre as pupilas esquerda e direita que resulta na média aritmética entre elas. Os sinais de cada um dos olhos devem ser linearmente interpolados separadamente a fim de preencher as lacunas causadas pelas perdas durante a gravação, conforme o exemplo da Figura 17.

Após a normalização, o primeiro valor do diâmetro da pupila em cada estímulo foi utilizado como referência para cada participante. Em cada instante de medição, o diâmetro da pupila foi subtraído dessa linha de base. Em seguida, foram calculados os desvios absolutos e

Figura 17 – Exemplo ilustrativo para o cálculo de RPR.



Fonte: Autor.

Legenda: O painel (1) apresenta o sinal pupilar original com ruído de alta frequência e perdas de amostragem (em vermelho), simulando piscadas. (2) Observa-se o resultado após interpolação dos valores ausentes e filtragem passa-baixa com corte em 1.6 Hz (filtro de Butterworth), evidenciando a remoção do ruído e a preservação das variações lentas de dilatação. (3) Mostra o sinal normalizado pela linha de base inicial, representando as variações relativas do diâmetro pupilar ( $\Delta$ Pupila). Por fim, (4) exibe o valor absoluto das variações pupilares. A RPR resulta da soma desses valores.

a média desses desvios ao longo do tempo. O resultado foi um único valor que representa a variação média absoluta na resposta pupilar relativa.

Essa metodologia é baseada na premissa de que respostas pupilares mais elevadas indicam desvios significativos em relação à linha de base, sugerindo mudanças mais profundas no estado cognitivo do indivíduo. Essa abordagem permite uma análise quantitativa das flutuações na atividade cognitiva associadas a diferentes estímulos visuais.

O Algoritmo 2 descreve o procedimento adotado para o cálculo da RPR.

Algoritmo 2 – Normalização e cálculo da Resposta Pupilar Relativa (*RPR*).

```

1  Entrada: Lista de diâmetros da pupila esquerda pupila_esq e direita pupila_dir
    ao longo do tempo
2  Saída: Resposta pupilar relativa RPR
3  início
4       $n \leftarrow \text{tamanho}(\text{pupila\_esq});$                                 // Número de amostras
5      pupila_norm  $\leftarrow$  vetor vazio
6      desvios  $\leftarrow$  vetor vazio
7      para cada amostra em pupila_esq e pupila_dir faça
8          se amostra estiver ausente então
9              Interpolar valor usando vizinhos mais próximos
10         fim
11     fim
12     para  $i \leftarrow 1$  até  $n$  faça
13          $\text{pupila\_norm}[i] \leftarrow \frac{\text{pupila\_esq}[i] + \text{pupila\_dir}[i]}{2}$ 
14     fim
15     linha_base  $\leftarrow$  pupila_norm[1]
16     para  $i \leftarrow 1$  até  $n$  faça
17          $\text{desvios}[i] \leftarrow |\text{pupila\_norm}[i] - \text{linha\_base}|$ 
18     fim
19      $RPR \leftarrow \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{desvios}[i]$ 
20 retorna RPR
21 fim

```

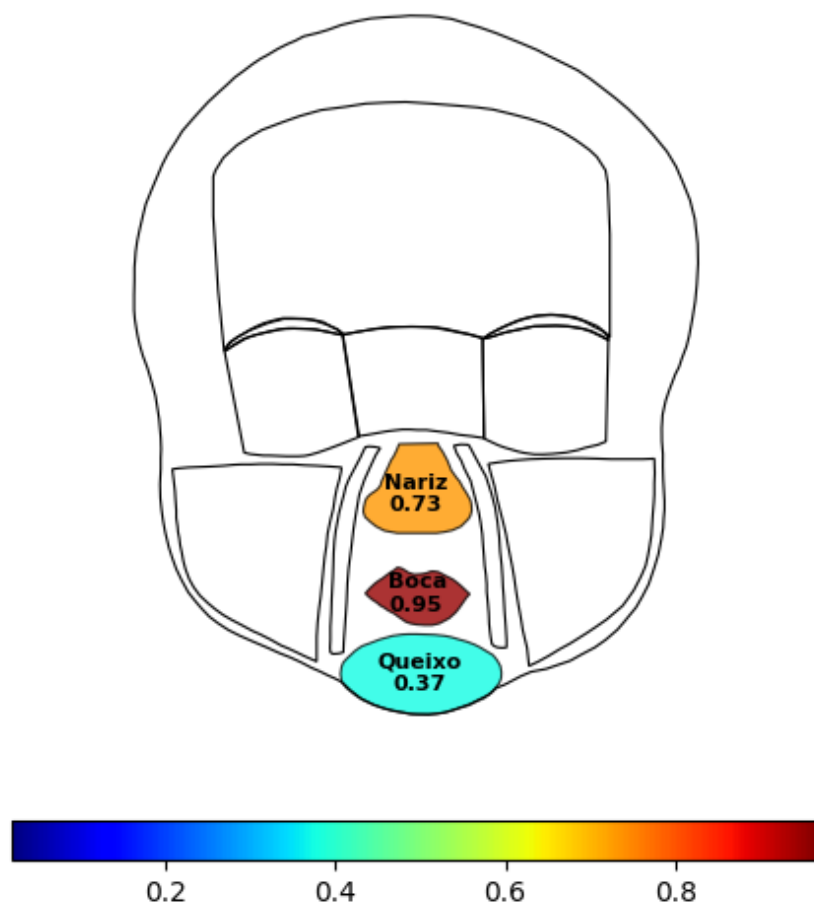
### 3.3.7.3 Mapas de calor

O processo de criação de um mapa de calor foi desenvolvido considerando uma medida quantitativa e um modelo visual semântico para ponderar e representar as áreas de interesse. Essas regiões podem ser definidas de acordo com parâmetros específicos, como áreas de uma tela, seções de uma imagem ou qualquer outra divisão espacial relevante para a análise. Cada região é identificada por um limite espacial ou em coordenadas e é tratada como uma unidade separada para análise.

Para cada região delimitada, foi atribuído um valor quantitativo que representa a métrica calculada, o qual foi normalizado para garantir que seja comparável.

Após a normalização, cada valor da métrica foi mapeado para uma cor correspondente em um gradiente linear de cores (Figura 18). Dessa forma, regiões com valores mais baixos apresentaram cores mais frias, enquanto as regiões com valores mais altos tiveram cores mais quentes, permitindo uma fácil visualização da intensidade das métricas ao longo das diferentes regiões.

Figura 18 – Exemplo ilustrativo para a criação do mapa de calor.



Fonte: Autor.

Legenda: Mapa de calor representando as Áreas de Interesse. Cada área está colorida de acordo com a métrica associada (escala de 0 a 1), conforme indicado pela barra de cores inferior.

O Algoritmo 3 descreve o procedimento empregado para gerar esse tipo de visualização. Inicialmente, são obtidos os contornos geométricos das AOIs e as métricas associadas a cada

uma delas. Em seguida, os valores das métricas são normalizados dentro do intervalo  $[0,1]$ , garantindo comparabilidade entre regiões com escalas diferente.

Algoritmo 3 – Mapeamento visual das Áreas de Interesse (AOIs).

```

1  Entrada: Conjunto de Áreas de Interesse AOIs com coordenadas  $(x, y)$  e métricas
    associadas metricas_AOI
2  Saída: Mapa de calor com as AOIs coloridas
3  início
4      Obter AOIs e seus contornos
5      Gerar ou carregar os valores numéricos das métricas correspondentes a cada
        AOI
6      Normalizar os valores das métricas entre o mínimo e o máximo encontrados
7      Definir o colormap e criar figura e eixos de plotagem
8      para cada AOI i em AOIs faça
9          Extrair coordenadas  $(x, y)$  do contorno da AOI
10         Calcular cor correspondente ao valor normalizado da AOI Preencher o
            polígono com essa cor
11     fim
12 fim

```

Esse processo oferece uma representação visual eficiente e intuitiva para analisar comportamentos ou intensidades em diferentes regiões, facilitando a interpretação de dados complexos em contextos como estudos de atenção visual, análise de interações com interfaces ou processamento de imagens.

### 3.3.8 Protocolo de análise

Ao final da etapa de aquisição do sinal (Seção 3.3.5), os dados foram organizados e pré-processados para formatar um conjunto de dados apropriados, seguindo os procedimentos computacionais descritos na Seção 3.3.6. Dessa forma, obteve-se as seguintes variantes experimentais

- a) **Grupos de participantes:** médicos leigos e pais;
- b) **Período:** de 0 a 2 segundos, e de 2 a 7 segundos, conforme Orsi et al. (2023), em cujo relato os autores demonstraram que 2 segundos de exposição a uma expressão facial são suficientes para realizar uma avaliação de dor neonatal;

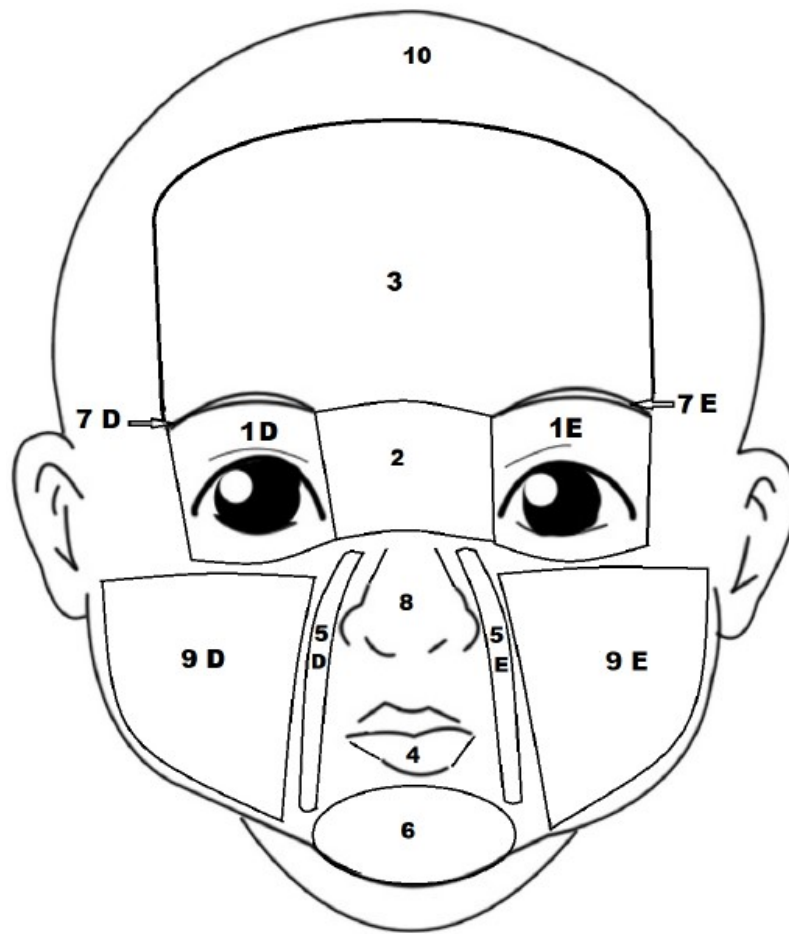


- c) **Áreas de interesse clinicamente associadas à avaliação da dor facial:** Tamanaka et al. (2023) apresentaram uma análise detalhada das escalas utilizadas para a avaliação da dor neonatal, considerando regiões faciais específicas descritas em cada uma delas. A partir da exclusão das escalas que descrevem a dor de forma holística e subjetiva, os autores se concentraram em 13 escalas que explicitamente identificam as áreas faciais analisadas na detecção da dor em recém-nascidos. Para facilitar a visualização e a quantificação desses achados, seus resultados culminaram nas seguintes regiões que foram agrupadas por áreas de interesse e delineadas na Figura 19: 1) olho esquerdo (1E) e direito (1D) (olhos cerrados, olhar severo, olhos tensos, pupila dilatada, abertura dos olhos, contração das pálpebras); 2) entre sobrancelhas; 3) testa (fronte saliente, testa franzida); 4) boca (protrusão na língua, lábios franzidos, boca estirada na horizontal, boca estirada na vertical, língua tensa, lábios entreabertos, boca aberta, boca tensa, boca retorcida); 5) sulco nasolabial esquerdo (5E) e direito (5D) (sulco nasolabial aprofundado); 6) queixo (tremor de queixo, queixo caído, tensão no queixo); 7) sobrancelha esquerda (7E) e direita (7D) (sobrancelha franzida, tensão na sobrancelha); 8) nariz; 9) bochecha esquerda (9E) e direita (9D); e 10) outras regiões da face.

Com base nesses dados, foram conduzidas as seguintes análises sobre os sinais de rastreamento ocular:

- a) **Taxa de exploração:** utilizada para identificar o equilíbrio entre a busca por novas regiões do estímulo e a permanência em áreas já conhecidas, permitindo avaliar a dinâmica de dispersão ou concentração da atenção visual;
- b) **Resposta pupilar relativa:** aplicada para possibilitar a análise de mudanças relativas na resposta pupilar, de modo a capturar variações cognitivas associadas a diferentes estímulos visuais;
- c) **Mapas de calor:** empregados como recurso principal para a visualização e interpretação dos resultados obtidos a partir das métricas analisadas. Os mapas foram ponderados pela contagem ou duração das fixações, pela taxa de exploração e pela variação relativa do diâmetro pupilar — estas últimas propostas de forma inédita neste trabalho.

Figura 19 – Áreas de interesse clinicamente associadas à avaliação da dor facial.



Fonte: Tamanaka et al. (2023).

### 3.4 RESULTADOS

A Figura 20 mostra a média da TER e a Figura 21 mostra a média da RPR, calculadas a partir de cada série temporal e de cada grupo de participantes.

A normalidade dos dados foi avaliada por meio do teste de Kolmogorov-Smirnov (LOPES, 2011). Como o pressuposto de normalidade não foi atendido, utilizou-se o teste de Wilcoxon (PRATT, 1959) para verificar o desempenho das métricas e calcular as diferenças estatísticas correspondentes. Especificamente para o grupo de médicos, foi identificada diferença significativa ( $p < 0.05$ ) entre os intervalos inicial (0–2 s) e posterior (2–7 s) dos resultados de TER (Figura 20), com  $p = 0.0056$ . Para os grupos de leigos e de pais, não foram observadas diferenças estatisticamente significativas, com  $p = 0.0664$  e  $p = 0.0862$ , respectivamente. Ademais, observa-se na Figura 20 que os médicos apresentaram os menores valores de TER, indicando

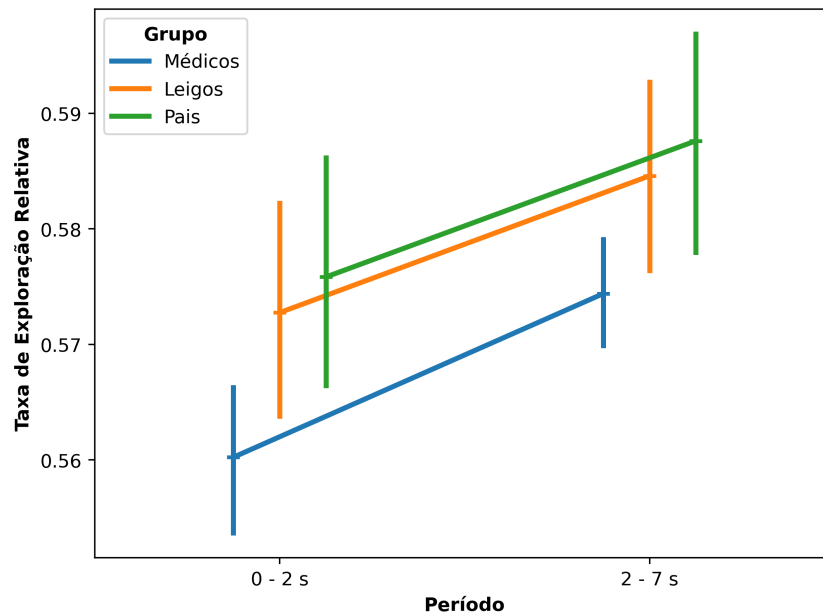


Figura 20 – Taxa de exploração relativa (TER)  $\pm$  erros padrão calculada como a média do indicador considerando todas as tarefas, por série temporal e por grupo de participantes.

maior concentração em áreas de interesse específicas em detrimento da exploração de novas regiões.

De forma análoga, conforme ilustrado na Figura 21, o grupo de médicos apresentou maior resposta pupilar relativa, o que indica uma variação mais acentuada no estado cognitivo. Esse resultado sugere que tal comportamento ocorreu em razão de se encontrarem em uma situação de tomada de decisão profissional relevante, potencialmente influenciando a escolha pela execução correta da tarefa. Em contraste, para o grupo de leigos, composto por participantes sem experiência profissional na área, é plausível que tenham apresentado os menores valores de variação do estado cognitivo, conforme mostrado na Figura 21. As análises estatísticas confirmaram essas observações: para os médicos, a diferença entre os intervalos inicial (0–2 s) e posterior (2–7 s) mostrou-se altamente significativa ( $p < 0.001$ ). De forma semelhante, foram observadas diferenças significativas para os leigos ( $p < 0.001$ ) e para os pais ( $p < 0.001$ ).

Vale destacar a relação inversa entre as métricas TER e RPR, especialmente no intervalo de 0–2 s. Nesse período inicial, os médicos apresentaram valores mais baixos de TER, o que indica uma atenção visual mais focada, caracterizando menor comportamento exploratório e maior aproveitamento no processamento das informações. Simultaneamente, os valores mais elevados de RPR refletem maior engajamento cognitivo. Esse padrão inverso sugere que, no

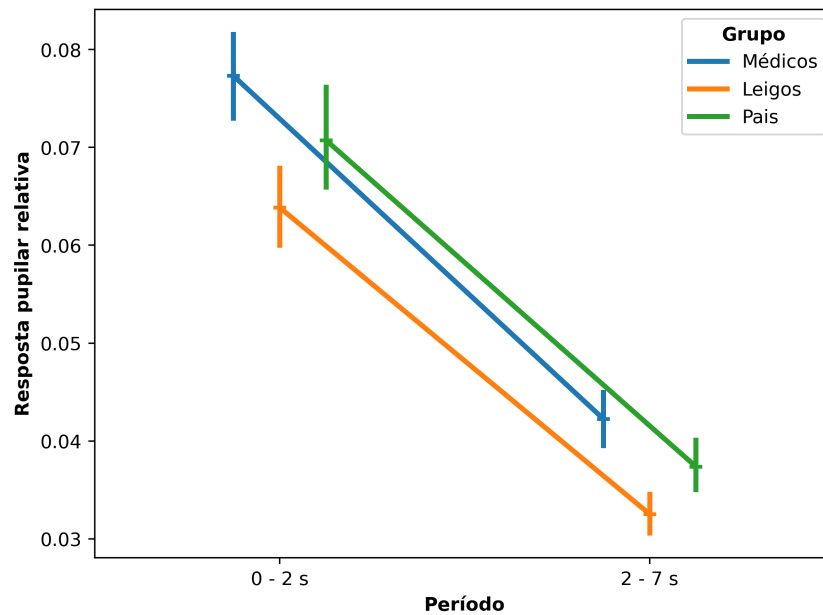


Figura 21 – Resposta pupilar relativa (RPR)  $\pm$  erros padrão calculada como a média da variação absoluta do diâmetro em relação ao valor de linha de base, considerando todas as tarefas, por série temporal e por grupo de participantes.

início da tarefa, os médicos direcionaram o olhar de forma mais eficiente e apresentaram maior reação cognitiva durante o processo de tomada de decisão.

A Figura 22 apresenta o mapeamento visual das métricas propostas (TER e RPR) em comparação com as métricas tradicionais de rastreamento ocular (contagem e duração de fixações) para todos os grupos de participantes (médico, leigos e pais) e intervalos de tempo (0–2 segundos e 2–7 segundos).

Cada mapa facial representa os valores normalizados das métricas distribuídos entre as áreas de interesse específicas, evidenciando variações nos padrões visuais. Observa-se que, nos primeiros 2 segundos, o queixo, as bochechas e os sulcos nasolabiais foram as áreas de interesse mais dominantes em termos de carga cognitiva, de acordo com as métricas propostas. Entretanto, as medidas tradicionais de rastreamento ocular indicaram que o nariz foi a área de interesse dominante em todos os grupos. Esse achado está em consonância com pesquisas anteriores (CARLINI et al., 2024), que apontam o nariz como uma posição espacial central em imagens faciais, facilitando uma análise holística das expressões de dor neonatal.

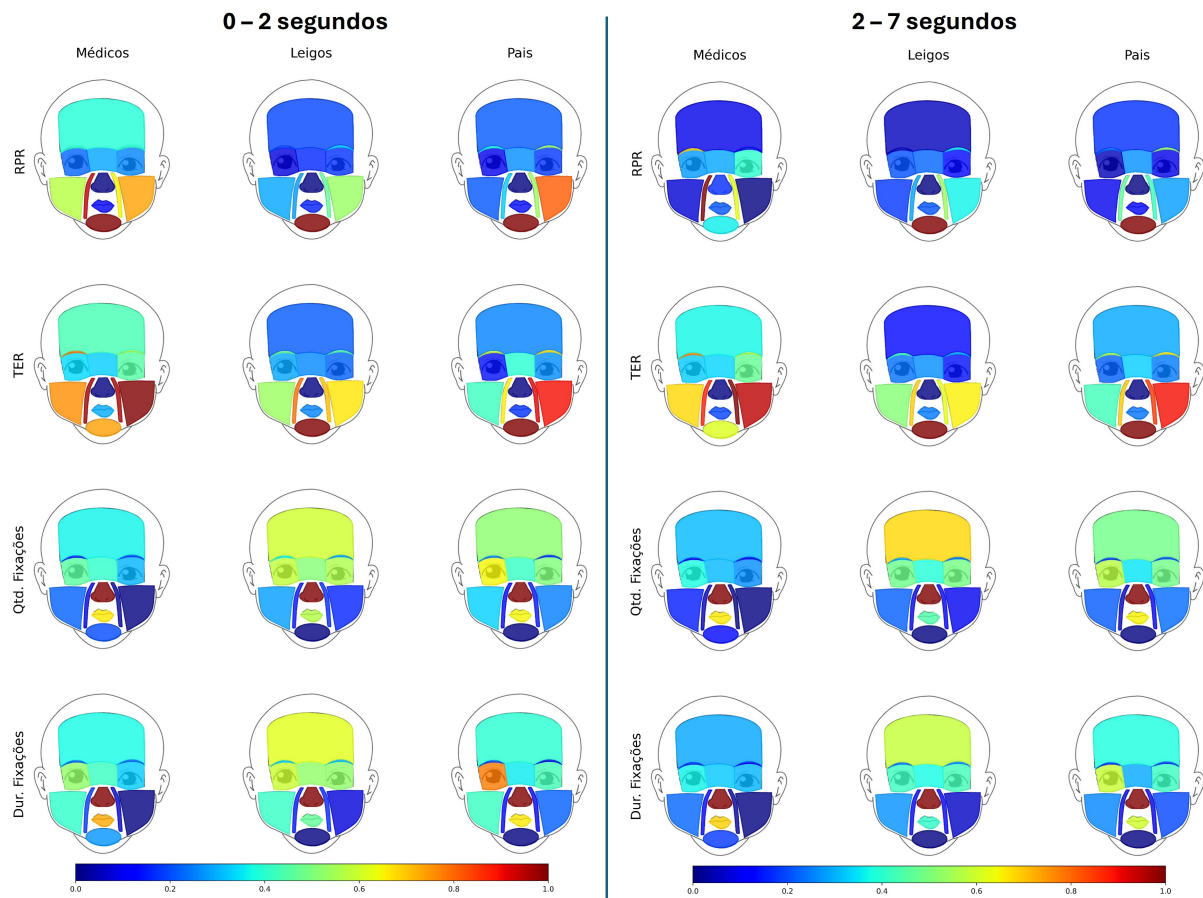


Figura 22 – Mapeamento de todas as áreas de interesse. Cada cor representa o valor médio da métrica em cada área de interesse, calculado considerando todas as imagens de face, períodos e grupos de participantes.

### 3.5 DISCUSSÃO

Este capítulo investigou o comportamento visual e a resposta pupilar de médicos, leigos e pais durante a análise de imagens faciais de diferentes recém-nascidos, antes e após procedimentos dolorosos.

Com base nos resultados obtidos, observou-se que todos os participantes fixaram pelo menos uma área de interesse durante a tarefa de avaliação da dor neonatal. Considerando a natureza altamente subjetiva dessa avaliação, é plausível inferir que os erros identificados não se devem à falha na busca ou no reconhecimento visual, mas sim a decisões cognitivas relacionadas à avaliação e interpretação das informações perceptuais. Dessa forma, os eventuais equívocos podem ser classificados predominantemente como erros de julgamento, refletindo a variabilidade nas hipóteses formuladas e nas decisões tomadas pelos observadores ao atribuir níveis de dor às diferentes regiões faciais do neonato.

Ao comparar as séries temporais entre todos os grupos de participantes, foi possível observar (Figura 21) que a RPR nos dois primeiros segundos foi significativamente maior do que no período final do sinal, indicando uma resposta cognitiva imediata no início da apresentação dos estímulos visuais para todos os participantes. Além disso, verificou-se (Figura 20) que a TER apresentou valores menores nesse mesmo intervalo inicial, embora esse efeito tenha atingido significância estatística apenas no grupo de médicos. Esses resultados, quando considerados em conjunto com os achados de Orsi et al. (ORSI et al., 2023), ressaltam que as respostas pupilares e os comportamentos visuais associados desempenham um papel crítico no processo de tomada de decisão. Particularmente nos dois primeiros segundos de exposição aos estímulos visuais investigados, enfatizou-se a rapidez e a natureza decisiva do processamento cognitivo visual dos médicos na avaliação da dor neonatal.

Tamanaka et al. (TAMANAKA et al., 2023) identificaram que a região do nariz constitui um ponto focal visual consistente durante a avaliação da dor em recém-nascidos, independentemente do número de fixações e do tempo gasto observando as áreas de interesse consideradas neste estudo. Essa constatação foi ampliada neste trabalho com a incorporação de outras medidas. Como resultado, verificou-se que as áreas de interesse para as quais o olhar é direcionado nem sempre refletem a reação cognitiva da informação visual observada. Por exemplo, embora o nariz concentre a maior parte da atenção visual (Figura 22, terceira e quarta linhas), a resposta pupilar relativa e a taxa de exploração relativa correspondentes (Figura 22, primeira e segunda linhas, respectivamente) indicam que essa área pode não contribuir para a tomada de decisão na mesma proporção que outras regiões da face. Esse achado evidencia uma diferença relevante entre as regiões observadas e a forma como a informação visual é processada durante a avaliação cognitiva da dor neonatal.

Um problema recorrente relacionado ao paradigma da exploração é determinar com precisão os limites numéricos entre fixações curtas e longas em um contexto experimental visual-cognitivo específico; e se fixações longas refletem sempre esforço cognitivo relacionado às áreas fixadas. Por exemplo, o participante pode estar em um estado visual estacionário apenas em função do arranjo experimental, no qual normalmente é instruído a não desviar o olhar para fora da tela. Por essa razão, a métrica RPR foi utilizada em conjunto com a TER para complementar a explicação do comportamento visual. A contagem e a duração de fixações foram usadas como referência comparativa. Esses resultados são apresentados na Figura 23, que evidenciam as principais áreas destacadas por cada combinação de métricas, confirmando a importância dos sulcos nasolabiais para os médicos em ambos os intervalos temporais considerados.

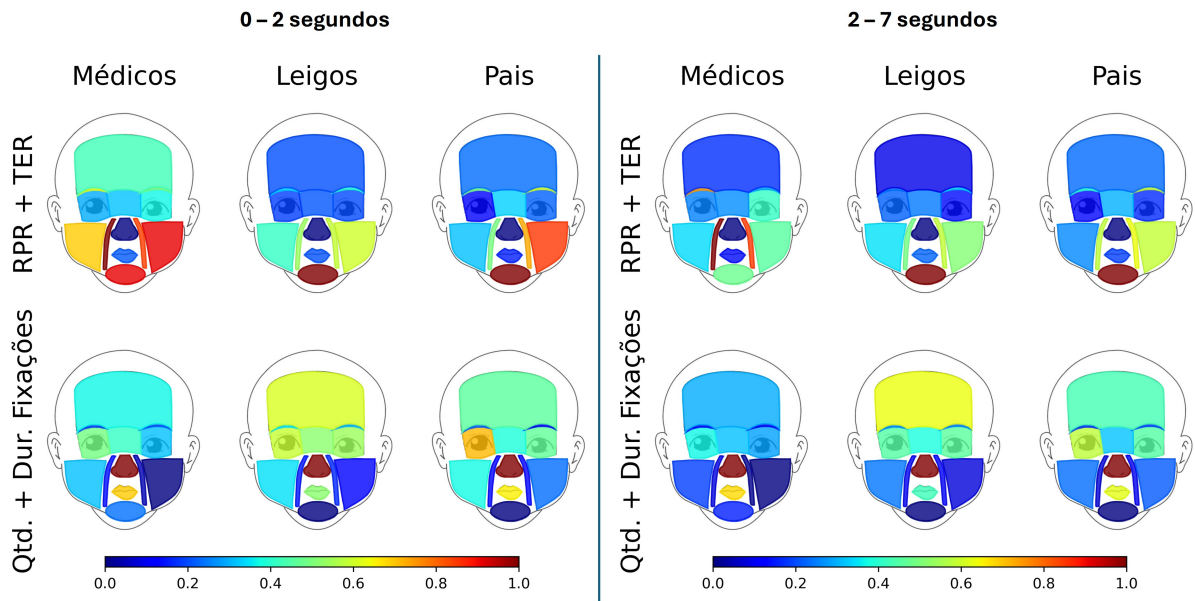


Figura 23 – Mapeamento de RPR em conjunto com TER; e contagem de fixação em conjunto com duração de fixação para cada área de interesse, calculada para todas as tarefas, período e grupos de participantes.

### 3.6 CONSIDERAÇÕES COMPLEMENTARES

Este estudo abordou a tarefa cognitiva de avaliação da dor neonatal, investigando o comportamento visual e pupilar nesse processo decisório. Intuitivamente, pode-se supor que as regiões do estímulo visual com maior número e duração de fixações correspondem às de maior interesse dos participantes e, portanto, às que geram maior carga cognitiva. Contudo, os resultados apresentados indicam que essas métricas tradicionais não são necessariamente as mais adequadas para discriminar as áreas cognitivas mais dominantes, tampouco para evidenciar diferenças esperadas entre grupos de participantes com ou sem experiência clínica.

Com a proposição e implementação das métricas TER e RPR, foram obtidos novos entendimentos sobre a forma como profissionais e não profissionais se envolvem visualmente com expressões faciais de recém-nascidos na avaliação da dor. Esses achados destacam o potencial de aprimoramento da prática clínica em neonatologia, apoiando o desenvolvimento de ferramentas e protocolos de treinamento mais objetivos e sensíveis, que vão além da análise tradicional baseada em número e tempo de fixações.

A principal contribuição deste capítulo consiste no avanço metodológico para compreender como mecanismos visuais e cognitivos se relacionam de maneira específica com a detecção e a avaliação da dor em recém-nascidos — tarefa de grande relevância para intervenções precoces,

desfechos clínicos e apoio à tomada de decisão em cuidados neonatais. Ressalta-se, ainda, que a metodologia proposta pode ser aplicada em contextos mais amplos envolvendo outras tarefas cognitivas.

Embora o número de tarefas analisadas seja limitado, o conjunto de dados exploratório foi selecionado pela disponibilidade de informações experimentais de alta qualidade e devidamente aprovadas por Comitê de Ética. Destaca-se que outros trabalhos utilizando o mesmo banco de dados relataram resultados significativos (ORSI et al., 2023; CARLINI et al., 2024). Para estudos futuros, sugere-se a incorporação de um conjunto de dados maior e mais diversificado, visando à generalização e ampliação dos achados atuais. Adicionalmente, considera-se estender a métrica TER incluindo a classificação das sacadas segundo sua amplitude, distinguindo-as entre movimentos de curta e longa extensão. De forma análoga à interpretação das durações de fixações, a hipótese é de que sacadas de maior amplitude correspondam a maior exploração visual. A análise desses padrões poderá oferecer novas perspectivas sobre as estratégias utilizadas pelos indivíduos para interagir visualmente com o ambiente em tarefas de tomada de decisão.



## 4 REPRESENTAÇÃO DO COMPORTAMENTO VISUAL

Este capítulo apresenta o desenvolvimento de um modelo baseado em grafos para representar o comportamento visual de indivíduos na avaliação da dor neonatal. A principal contribuição deste estudo é investigar como diferentes estruturas de grafos auxiliam na compreensão das estratégias visuais adotadas pelos participantes. Está organizado em seis seções principais. Inicia-se com uma breve contextualização, que apresenta fundamentos sobre o uso de grafos para representar e analisar o comportamento visual em tarefas cognitivas. Em Trabalhos Relacionados, são discutidas pesquisas anteriores sobre grafos aplicados ao rastreamento ocular. Em Materiais e Métodos, detalham-se o processamento dos dados e construção dos grafos, bem como as métricas estruturais e de similaridade empregadas para a análise. Na seção de Resultados, apresentam-se os achados obtidos a partir da aplicação das métricas, evidenciando padrões coletivos e individuais de atenção visual. A Discussão interpreta esses resultados, apontando perspectivas para pesquisas futuras. Finalmente, em Considerações complementares, sintetizam-se os principais pontos do estudo, destacando as contribuições da abordagem proposta baseada em grafos.

### 4.1 BREVE CONTEXTUALIZAÇÃO

O processamento de informações baseadas em grafos permite incorporar conhecimento especializado, realizar raciocínios mais elaborados e explorar relações entre entidades de maneira estruturada (XIA et al., 2023; WANG et al., 2023). Em contextos industriais, por exemplo, grafos de conhecimento auxiliam na localização de componentes defeituosos, otimizando tarefas de manutenção (CHEN et al., 2023). Na educação, professores utilizam grafos para avaliar o aprendizado, orientar a navegação educacional e oferecer recomendações personalizadas (SU; ZHANG, 2020).

Uma aplicação comum de análise de grafos é a identificação do caminho mais curto entre duas entidades, destacando-se por sua clareza e legibilidade intuitiva (YOGHOORDJIAN et al., 2018; GHONIEM; FEKETE; CASTAGLIOLA, 2004). A análise de trajetórias complexas e densas pode ser desafiadora e sujeita a erros. Nesse sentido, grafos oferecem uma representação eficiente para aumentar a compreensão do usuário sobre conjuntos de dados complexos (YANG et al., 2023).

No contexto do rastreamento ocular, grafos têm sido utilizados para estudar relações entre áreas de interesse. Por exemplo, Tory et al. (2005) modelaram cada AOI como um nó e as transições entre eles como arestas, cuja espessura representava a frequência das transições. Essa

abordagem fornece uma visão geral dos movimentos oculares, mas não incorpora informações adicionais, como a variação do diâmetro pupilar.

O presente estudo estende essa abordagem ao integrar a variação pupilar e considerar agrupamentos de fixações e de indivíduos, permitindo uma análise mais detalhada do comportamento visual e da tomada de decisão em tarefas cognitivas.

Ao representar visualmente a dinâmica da atenção visual, busca-se identificar padrões recorrentes de transição ocular entre AOIs clinicamente relevantes, detectar agrupamentos de fixações e de indivíduos, e avaliar como esses padrões se relacionam com a cognição. Essa abordagem permite integrar informações de baixo nível — como trajetórias oculares — a análises mais complexas de comportamento, podendo oferecer uma nova perspectiva sobre percepção e processos de tomada de decisão.

## 4.2 TRABALHOS RELACIONADOS

A detecção de um estado interno em que a atenção se desvia involuntariamente da tarefa para pensamentos irrelevantes representa um desafio significativo por sua natureza subjetiva e não observável diretamente. Para lidar com essa limitação, Gu et al. (2017) propuseram uma abordagem baseada em grafos para análise visual de dados de rastreamento ocular. A ferramenta desenvolvida, denominada *ETGraph*, transforma fixações oculares em grafos visuais, nos quais os nós representam agrupamentos de fixações e as arestas indicam transições entre pontos de leitura. Essa representação, integrada a visualizações temporais, estatísticas e espaciais, permite que especialistas identifiquem padrões típicos e atípicos de leitura em diferentes níveis de análise — considerando uma única página por participante ou a comparação de múltiplos participantes em uma mesma página. Avaliações com usuários e especialistas indicaram que o *ETGraph* é eficaz na síntese e comparação visual de padrões oculares, demonstrando o potencial das representações baseadas em grafos para explorar aspectos cognitivos sutis em tarefas de leitura.

Yazdan-Shahmorad, Sammaknejad e Bakouie (2020) investigaram o padrão de varredura visual em crianças com desenvolvimento típico, distribuídas em três faixas etárias (4–6, 6–8 e 8–10 anos). Utilizando imagens com diferentes características visuais de baixo nível, os autores aplicaram o conceito de centralidade de grau (apresentado na Seção 4.3.2.4) para mapear e quantificar a distribuição dos pontos de fixação ao longo do tempo. A abordagem usando grafos permitiu capturar variações interindividuais relacionadas à idade, revelando que tanto a centralidade de grau quanto o tempo de fixação aumentam com o desenvolvimento.

Adicionalmente, o estudo demonstrou que a influência de elementos salientes da cena mostra-se intensa, porém transitória, especialmente nos primeiros dois segundos da exploração visual. Esses resultados ressaltam o potencial do uso de medidas de grafos como uma ferramenta promissora para a análise do comportamento visual de crianças em desenvolvimento típico, oferecendo uma perspectiva mais estruturada e quantitativa da dinâmica atencional infantil.

Em um estudo mais recente, Walter et al. (2023) coletaram dados de rastreamento ocular durante tarefas de navegação espacial em uma cidade virtual, revelando pontos de interesse visual que se destacaram por sua centralidade e conectividade dentro de uma rede de grafo. Suas análises indicaram que preditores baseados em medidas de grafos tiveram maior poder explicativo do desempenho dos participantes em tarefas espaciais, em comparação a variáveis tradicionais não relacionadas a grafos. Esses resultados reforçam o potencial da modelagem gráfica como ferramenta analítica no estudo da atenção visual e navegação em ambientes virtuais, embora sejam necessárias pesquisas adicionais para aprofundar a compreensão dessa relação.

Ainda mais recentemente, a utilização de câmeras neuromórficas<sup>1</sup> no rastreamento ocular tem ganhado destaque devido à sua capacidade de capturar mudanças de intensidade com latência inferior ao microssegundo, favorecendo aplicações centradas no usuário, como modelagem de atenção visual, interação humano-máquina e autenticação biométrica. No entanto, abordagens convencionais de rastreamento ocular baseadas em eventos enfrentam limitações importantes, como dependência de quadros RGB, escassez de rótulos e restrições de generalização devido a dados coletados em ambientes controlados. Para superar essas barreiras, Bandara et al. (2024) propuseram uma abordagem dinâmica baseada em grafos, utilizando fluxos de eventos capturados por sensores de visão dinâmica com o objetivo de rastrear com alta precisão os movimentos pupilares. Os autores introduziram uma construção de grafos dinâmicos por meio de Modelos de Mistura Gaussiana, permitindo representar características morfológicas da íris e da pupila; e um método de agrupamento gráfico, guiado por modularidade e topologia, sendo empregado para rastrear o movimento da pupila de forma não supervisionada. Os resultados demonstraram que essa abordagem superou métodos convencionais de agrupamento e alcançou desempenho comparável a técnicas supervisionadas, destacando o potencial do uso de grafos dinâmicos como solução eficiente e escalável para o rastreamento ocular em ambientes não controlados.

Os avanços no uso de grafos em análises de rastreamento ocular indicam que essas representações poderão se consolidar como uma ferramenta padrão para investigar processos cognitivos

---

<sup>1</sup>Câmeras neuromórficas são sensores de visão bioinspirados que registram mudanças de luminosidade de forma assíncrona, gerando eventos apenas quando há variação no pixel, em vez de capturar quadros completos continuamente como câmeras convencionais.

complexos, como atenção, memória e tomada de decisão, tanto em contextos laboratoriais quanto em ambientes naturais. No entanto, ainda não há um arcabouço científico plenamente estruturado sobre como interpretar, de forma sistemática e padronizada, os padrões gráficos derivados do comportamento visual humano. Questões como a variabilidade interindividual, a influência do contexto e a interpretação funcional de métricas topológicas ainda exigem aprofundamento teórico e metodológico para que os grafos deixem de ser apenas representações descritivas e passem a oferecer inferências robustas sobre estados mentais e estratégias cognitivas.

### 4.3 MATERIAIS E MÉTODOS

Esta seção apresenta o conjunto de materiais e métodos utilizados na realização do estudo do comportamento visual diante da tarefa de avaliação da dor neonatal, considerando elementos de grafos.

Os dados foram processados em diferentes estágios, abrangendo duas abordagens complementares para a definição das Áreas de Interesse: uma baseada em AOIs semânticas, delimitadas por regiões clinicamente significativas do estímulo, e outra utilizando AOIs em grade, derivadas de uma divisão espacial uniforme do campo visual. Em ambas as abordagens, as AOIs foram convertidas em nós e arestas, resultando em grafos posteriormente agregados de acordo com os grupos de indivíduos e estímulos. Em seguida, calcularam-se as propriedades quantitativas desses grafos coletivos, que foram utilizadas para a comparação entre condições e grupos experimentais.

As etapas iniciais de análise, envolvendo aquisição dos dados e pré-processamento, foram as mesmas descritas nas Seções 3.3.5 e 3.3.6 deste documento, passando-se para as etapas detalhadas a seguir.

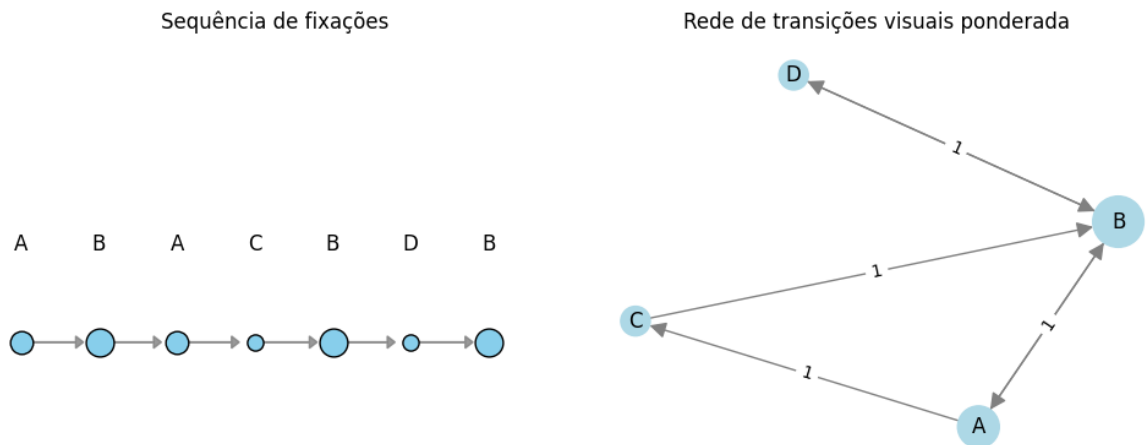
#### 4.3.1 Modelagem do fluxo visual em grafos

Cada grafo construído representa a dinâmica das fixações oculares dos participantes ao observarem os estímulos visuais. As áreas de interesse foram definidas sobre as imagens experimentais e representadas como nós. As transições visuais entre essas áreas — isto é, as mudanças de foco do olhar de uma AOI para outra — foram modeladas como arestas direcionadas.

A Figura 24 ilustra o processo de construção de um grafo ponderado a partir do sinal de rastreamento ocular. Cada fixação é representada por um nó correspondente à área de interesse observada, e as transições sucessivas entre AOIs formam as arestas direcionadas. A espessura das arestas reflete a frequência, e o tamanho do nó expressa o tempo de fixação: quanto mais vezes

uma transição ocorre ou maior a duração da fixação, maior seu peso. Esse tipo de representação permite modelar o fluxo visual do observador durante a exploração da imagem, transformando uma sequência temporal de fixações em uma estrutura relacional.

Figura 24 – Construção de grafo ponderado a partir do sinal de rastreamento ocular.



Fonte: Autor.

Legenda: A sequência temporal de fixações (à esquerda) é transformada em um grafo direcionado (à direita), em que os nós representam as áreas de interesse, e as arestas representam transições oculares. O tamanho dos nós e a espessura das arestas são proporcionais à duração das fixações e das transições, respectivamente.

Foram geradas duas versões de grafos: (i) não ponderados, em que cada aresta indica apenas a ocorrência ou não de uma transição entre AOIs; e (ii) ponderados, nos quais os pesos das arestas refletem o número de transições observadas, e o peso dos nós expressam a resposta pupilar relativa (RPR) (3.3.7.2).

O intervalo temporal considerado foi de 0–7 segundos, abrangendo toda a sequência de fixações sem segmentação adicional. Cada grafo foi derivado diretamente das séries de fixações registradas, e o número de nós e arestas refletem a complexidade dos movimentos oculares de cada participante.

Na abordagem semântica, cada grafo foi composto por 13 nós (Seção 3.3.8, Figura 19), correspondentes a regiões clinicamente associadas à avaliação da dor facial, conforme discutido por Tamanaka et al. (2023).

Para diminuir redundâncias e aprimorar a clareza estrutural das áreas semânticas, duas medidas foram aplicadas: (i) fusão de pontos consecutivos de fixação internos a uma AOI, evitando a criação de transições artificiais decorrentes de pequenas variações dentro de uma

mesma região; e (ii) exclusão de regiões periféricas ou não relevantes dos estímulos, garantindo que apenas as AOIs semanticamente significativas fossem incluídas na análise.

O fluxo visual foi inicialmente avaliado considerando diferentes regras de agregação na construção de grafos coletivos de participantes. Seja  $\mathcal{A} = \{1, \dots, a\}$  um conjunto finito composto por  $a$  indivíduos (ou *agentes*). Suponha que cada indivíduo  $i \in \mathcal{A}$  especifique um grafo definido pelo conjunto de arestas  $E_i \subseteq V \times V$ , em que  $V$  representa o conjunto de vértices. Dessa forma, tem-se as funções  $F$  para cada regra:

- a) **Regra da União (RU)**  $F_{\cup} : E \mapsto E_1 \cup E_2 \cup \dots \cup E_a$ , uma aresta entre dois vértices estará presente no grafo coletivo se pelo menos um dos agentes incluir essa aresta em seu grafo;
- b) **Regra da Maioria (RM)**  $F_{maj} : E \mapsto \{e \in V \times V : |A_e^E| > \frac{a}{2}\}$ , uma aresta entre dois vértices estará presente no grafo coletivo somente se mais da metade dos agentes incluírem essa aresta em seus grafos;
- c) **Regra da Intersecção (RI)**  $F_{\cap} : E \mapsto E_1 \cap \dots \cap E_a$ , considera apenas as arestas que aparecem em todos os grafos individuais fornecidos pelos agentes, baseando-se no consenso absoluto entre eles;
- d) **Regra de aprovação do sucessor (RS)**  $F_{\nu} : E \mapsto \{(x, y) \in V \times V \mid y \in \nu(E_1(x), \dots, E_a(x))\}$ , que considera uma função  $\nu : (2^V)^a \rightarrow 2^V$  que associa quaisquer conjuntos de vértices a um único conjunto de vértices. Ou seja, considere um grafo com quatro vértices:  $V = \{x, y, z, w\}$ . Suponha que dois agentes forneçam os grafos:

$$E_1 = \{(x, y), (x, z)\} \quad \text{e} \quad E_2 = \{(x, z)\}.$$

Ao decidir quais vértices conectar a partir de  $x$  usando a regra de sucessor-aprovação (para simplificar), considera-se:

$$E_1(x) = \{y, z\} \quad \text{e} \quad E_2(x) = \{z\},$$

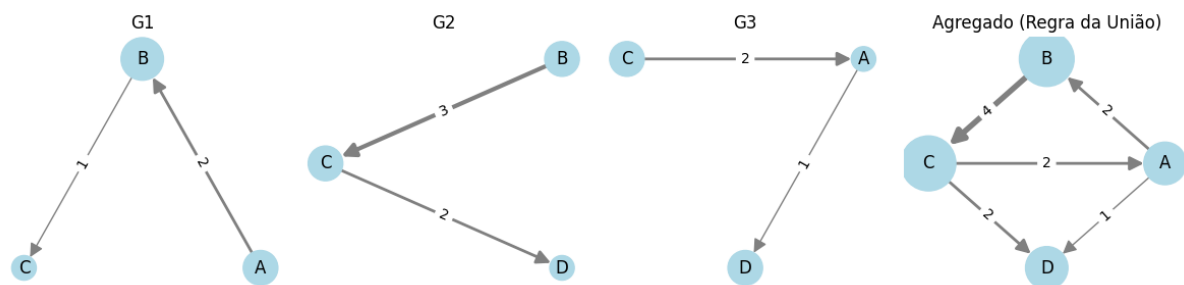
como votos de aprovação, e usando a função  $\nu$  para decidir qual vértice é o vencedor. Se  $\nu$  for a regra de votação de aprovação clássica, que seleciona o candidato com mais aprovações,  $z$  é o vencedor com um total de duas, seguido por  $y$  com uma, enquanto  $x$  e  $w$  não recebem aprovações. Como todos os outros vértices não possuem arestas saindo de si:

$$F_{\nu}(E) = \{(x, z)\}.$$

Essas diferentes regras de agregação foram propostas não apenas como variações matemáticas, mas como aproximações complementares entre a variabilidade individual e a coerência coletiva da atenção visual. Em outras palavras, essa estratégia não apenas representa médias estruturais, mas modela o consenso atencional, isto é, como diferentes observadores convergem na forma de explorar visualmente um estímulo complexo.

A Figura 25 exemplifica o processo de agregação dos grafos individuais de diferentes participantes, segundo a regra da união. Nesse método, todos os nós e arestas presentes em qualquer grafo individual são incluídos no grafo final, somando-se os pesos correspondentes.

Figura 25 – Agregação de grafos individuais G pela Regra da União.



Fonte: Autor.

Legenda: Cada grafo representa as transições oculares de um participante em diferentes tarefas (G1, G2 e G3). O grafo agregado (à direita) resulta da soma dos pesos de nós e arestas observados nos grafos individuais, preservando todas as transições possíveis.

Na definição de áreas de interesse baseadas em grade, não há um consenso metodológico quanto ao número ideal de divisões ou ao tamanho das células, uma vez que esses parâmetros dependem do equilíbrio entre precisão espacial e robustez frente à variabilidade do sinal. Estudos como o de Vehlen, Standard e Domes (2022) destacam que o tamanho das AOIs influencia diretamente a classificação dos pontos de fixação, com regiões pequenas aumentando erros do tipo II (não detecção) e regiões amplas elevando erros do tipo I (falsas inclusões). Além do mais, áreas muito pequenas podem não conter pontos de fixação em número suficiente para permitir uma análise estatisticamente robusta, comprometendo a representatividade das medidas extraídas. Logo, a escolha do espaçamento da grade deve considerar não apenas a resolução da imagem e a acurácia do rastreador ocular, mas também a necessidade de garantir comparabilidade entre estímulos e participantes, de modo a capturar variações significativas na distribuição da atenção sem introduzir distorções decorrentes da segmentação espacial.

Com base nesse princípio, a grade adotada neste estudo foi definida de forma empírica, tomando como referência a média das áreas das AOIs semânticas utilizadas na primeira abordagem, conforme o Algoritmo 4. O valor médio foi convertido em um espaçamento regular obtido pelo valor inteiro da raiz quadrada dessa área. Desse modo, o estímulo foi dividido uniformemente, com um número de divisões ajustado para preservar o mesmo espaçamento nos eixos horizontal e vertical. Cada célula foi identificada por um sistema alfanumérico do tipo [letra][número], resultando em uma matriz variando de A1 até R9, que permitiu mapear a distribuição espacial da atenção visual de forma padronizada e independente da segmentação semântica.

Algoritmo 4 – Definição empírica da grade de análise espacial.

```

1 Entrada: Lista de áreas das AOIs semânticas areas_AOIs
2 Saída: Matriz de células grade identificadas por códigos alfanuméricos
3 início
4     media_area ← média(areas_AOIs); // Cálculo da área média das
        AOIs
5     espacamento ← inteiro( $\sqrt{\text{media\_area}}$ ); // Conversão em
        espaçamento regular
6     largura_estimulo ← obter_largura(estimulo)
7     altura_estimulo ← obter_altura(estimulo)
8     n_colunas ← arredondar(largura_estimulo/espacamento)
9     n_linhas ← arredondar(altura_estimulo/espacamento)
10    para i ← 1 até n_linhas faça
11        para j ← 1 até n_colunas faça
12            letra ← converter_para_letra(i); // Ex: 1→A, 2→B, ...
13            codigo ← concatenar(letra, j)
14            adicionar(grade, codigo)
15        fim
16    fim
17    retorna grade; // Matriz de células de A1 até R9, por exemplo
18 fim

```

Nesse modelo, as células da grade correspondem apenas a posições espaciais absolutas dentro da imagem, e não a regiões semanticamente equivalentes entre diferentes estímulos. Como a distribuição espacial das áreas semânticas varia de uma imagem para outra, as células da grade



não mantêm correspondência direta em termos funcionais ou perceptuais entre estímulos distintos. Por esse motivo, as análises foram conduzidas separadamente para cada imagem, evitando a interpretação equivocada de diferenças espaciais que refletem variações no posicionamento das regiões de interesse e não diferenças reais nos padrões de atenção visual.

Diferentemente das áreas semânticas, as células da grade não foram submetidas a processos de fusão de repetições ou exclusão de regiões periféricas, pois a própria natureza dessa segmentação implica uma divisão uniforme e não interpretativa do espaço. Nas AOIs semânticas, as fusões sucessivas e a exclusão de áreas irrelevantes visam preservar a coerência funcional das regiões, garantindo que as transições reflitam mudanças reais de significado perceptivo (por exemplo, do olho para a boca) e não pequenas flutuações de fixação dentro de uma mesma estrutura facial. Já no modelo em grade, cada célula representa uma unidade espacial arbitrária, sem correspondência direta com fronteiras perceptuais. Portanto, eliminar ou fundir células vizinhas comprometeria a regularidade topográfica do modelo, rompendo a principal vantagem da grade: sua neutralidade espacial e comparabilidade geométrica.

Além disso, em abordagens baseadas em grade, pequenas variações consecutivas dentro da mesma célula ou entre células adjacentes fazem parte do padrão natural de dispersão das fixações, e não configuram redundância metodológica. Nesse contexto, o interesse analítico recai sobre a densidade e conectividade espacial do olhar, e não sobre a distinção semântica entre regiões. Essa escolha é coerente com estudos prévios que defendem o uso de segmentações regulares justamente por evitarem viés interpretativo e manterem a uniformidade espacial como princípio de modelagem (VEHLEN; STANDARD; DOMES, 2022).

### **4.3.2 Métricas de avaliação**

Nesta seção, são apresentadas as métricas utilizadas para caracterizar o comportamento visual a partir dos dados de rastreamento ocular. Cada métrica foi formulada matematicamente e acompanhada por uma descrição conceitual, de modo a estabelecer a base teórica para as análises subsequentes.

#### **4.3.2.1 Grau de saída**

O grau de saída de um nó corresponde ao número de arestas apontando para fora do nó. O grau de saída ponderado corresponde à soma dos pesos das arestas emanadas desse nó.

#### 4.3.2.2 Densidade

A densidade descreve o nível de conectividade de uma rede. Mais formalmente, é uma estatística que compara o número de arestas existentes em uma rede com o número de arestas que poderiam existir (VASUDEV, 2006).

A densidade de um grafo não direcionado é dada por:

$$d = \frac{2m}{n(n-1)}, \quad (4)$$

enquanto, para grafos direcionados, é expressa como:

$$d = \frac{m}{n(n-1)}, \quad (5)$$

em que  $n$  e  $m$  representam, respectivamente, os números de nós e arestas em  $G$ .

#### 4.3.2.3 Similaridade de Jaccard

Em teoria dos grafos, a similaridade de Jaccard é utilizada para comparar conjuntos e identificar padrões estruturais em grafos (NEWMAN, 2010). Para dois nós  $u$  e  $v$  de um grafo  $G$ , a similaridade de Jaccard é definida como

$$J(u,v) = \frac{|N(u) \cap N(v)|}{|N(u) \cup N(v)|},$$

em que  $N(u)$  e  $N(v)$  denotam os conjuntos de vizinhos de  $u$  e  $v$ .

Essa medida pode ser estendida a grafos inteiros,  $G_1$  e  $G_2$ , calculando-se a média das similaridades de Jaccard entre todos os pares de nós  $u \in G_1$  e  $v \in G_2$ :

$$J(G_1, G_2) = \frac{1}{|V_1||V_2|} \sum_{u \in V_1} \sum_{v \in V_2} J(u,v),$$

sendo  $|V_1|$  e  $|V_2|$  os números de nós de  $G_1$  e  $G_2$ .

#### 4.3.2.4 Centralidade

Centralidade é uma medida de importância de um vértice em um grafo, que permite, por exemplo, estimar o quanto esse nó é influente dentro da rede (VASUDEV, 2006).

Quatro medidas de centralidade são amplamente utilizadas na análise de rede: grau, proximidade, intermediação e autovetor.

- a) A centralidade de grau de um vértice  $v$  corresponde à fração de vértices aos quais ele está conectado:

$$c_G(v) = \frac{\deg(v)}{n-1}, \quad (6)$$

em que  $n$  é o número de nós e  $\deg(v)$  é o grau do vértice.

- b) Em grafos conectados, há uma distância natural entre todos os pares de vértices, definida pelo caminho mais curto entre eles. O afastamento de um nó equivale à soma das distâncias entre ele e todos os demais nós do grafo. Dessa forma, define-se a centralidade de proximidade como o inverso dessa soma.

$$c_P(v) = \frac{n-1}{\sum_{u=1}^{n-1} d(u,v)}, \quad (7)$$

tal que  $d(u,v)$  é a distância do caminho mais curto entre  $v$  e  $u$ , e  $n-1$  é o número de nós alcançáveis a partir de  $v$ .

- c) A centralidade de intermediação mede quantas vezes um nó aparece nos caminhos mais curtos entre todos os pares de nós do grafo, isto é:

$$c_I(v) = \sum_{s,t \in V} \frac{\sigma(s,t|v)}{\sigma(s,t)}, \quad (8)$$

tal que  $V$  é o conjunto de nós,  $\sigma(s,t)$  é o número de caminhos  $(s,t)$ , e  $\sigma(s,t|v)$  é o número desses caminhos que passam por um nó  $v$  distinto de  $s,t$ . Se  $s=t$ , então  $\sigma(s,t) = 1$ , e se  $v \in s,t$ ,  $\sigma(s,t|v) = 0$ .

- d) A centralidade de autovetor de um nó é calculada somando-se a centralidade de seus predecessores. Ou seja, um nó é considerado ainda mais central se estiver conectado a outros nós que também são centrais:

$$\lambda x^T = x^T A, \quad (9)$$

sendo  $A$  é a matriz de adjacência. Por definição de produto linha-coluna, a equação acima é equivalente a

$$\lambda x_i = \sum_{j \rightarrow i} x_j. \quad (10)$$

Dessa forma, somando as centralidades de autovetor dos predecessores de  $i$ , obtém-se a centralidade do autovetor  $x$  multiplicado por  $\lambda$ .

#### 4.3.2.5 Coeficiente de agrupamento

Para grafos não ponderados, o agrupamento de um nó é a fração de triângulos possíveis que passam por esse nó (SARAMÄKI et al., 2007):

$$a(v) = \frac{2T(v)}{\deg(v)(\deg(v) - 1)}, \quad (11)$$

em que  $T(v)$  é o número de triângulos através do nó  $v$  e  $\deg(v)$  é o grau de  $v$ .

Existem várias maneiras de definir o agrupamento de grafos ponderados (SARAMÄKI et al., 2007). Por exemplo, pode ser definido como a média geométrica dos pesos das arestas do subgrafo (ONNELA et al., 2005),

$$a(v) = \frac{1}{\deg(v)(\deg(v) - 1)} \sum_{jk} (\hat{w}_{vj} \hat{w}_{jk} \hat{w}_{kv})^{1/3}. \quad (12)$$

Os pesos das arestas  $\hat{w}_{vj}$  são normalizados pelo peso máximo na rede  $\hat{w}_{vj} = w_{vj}/\max(w)$ .

#### 4.3.2.6 Comunidade

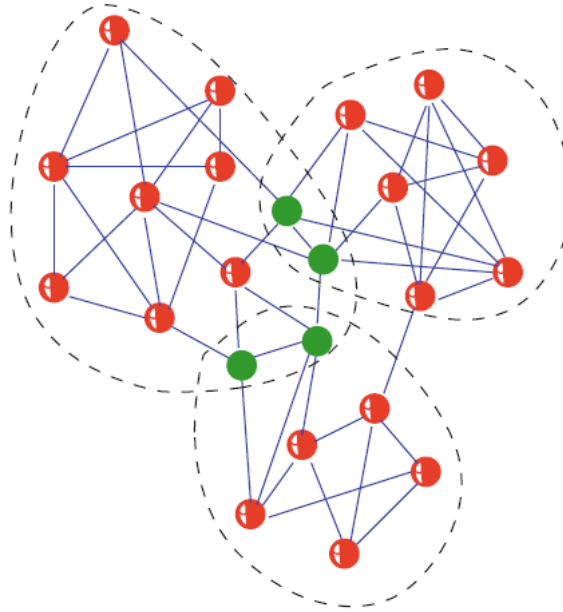
Comunidades em grafos correspondem a conjuntos de vértices mais densamente conectados entre si do que com o restante da rede. A detecção dessas estruturas não possui apenas uma definição, podendo assumir formas únicas, hierárquicas ou até sobrepostas (FORTUNATO; CASTELLANO, 2012).

Em favor ao esclarecimento, a Figura 26 demonstra o conceito de sobreposição, em que alguns vértices são compartilhados entre mais de uma comunidade.

Como o número de partições possíveis (divisões de um grafo em subconjuntos de nós) cresce rapidamente com o tamanho do grafo, algoritmos heurísticos são empregados para encontrar soluções plausíveis.

No caso de grafos derivados de rastreamento ocular — em que vértices representam áreas de interesse e arestas representam transições visuais — a eficiência computacional não é a principal preocupação, dado o baixo número de nós. O critério central é a capacidade de revelar padrões interpretáveis no comportamento visual. Nesse sentido, métodos como o algoritmo de Clauset-Newman-Moore (*Greedy Modularity*) são apropriados, pois identificam agrupamentos de transições visuais que podem refletir regiões integradas de exploração ou estratégias atencionais comuns entre os participantes (NEWMAN, 2010).

Figura 26 – Comunidades com sobreposição.



Fonte: Fortunato e Castellano (2012).

Legenda: Na partição destacada, alguns vértices são compartilhados entre mais de uma comunidade.

Esse algoritmo busca detectar comunidades por meio da maximização da modularidade  $Q$ . A modularidade mede a força da divisão de uma rede em módulos. Redes com alta modularidade possuem conexões densas entre os nós dentro dos módulos, mas conexões esparsas entre os nós em diferentes módulos.

Formalmente, a modularidade é expressa como:

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

em que:

- a)  $A_{ij}$  é o elemento da matriz de adjacência (1 se há aresta entre  $i$  e  $j$ , 0 caso contrário);
- b)  $k_i$  e  $k_j$  são os graus dos vértices  $i$  e  $j$ ;
- c)  $m$  é o número total de arestas no grafo;
- d)  $c_i$  é a comunidade do vértice  $i$ ;
- e)  $\delta(c_i, c_j)$  vale 1 se  $i$  e  $j$  pertencem à mesma comunidade, e 0 caso contrário.

O procedimento inicia-se com cada vértice em sua própria comunidade e, de forma iterativa, mescla pares de comunidades cuja fusão produz o maior aumento (ou menor redução) de  $Q$ . O processo continua até que não haja mais fusões que melhorem a modularidade.

### 4.3.3 Protocolo de análise

O fluxo visual foi inicialmente avaliado por meio da construção de grafos para cada indivíduo, considerando separadamente cada tarefa realizada. Em cada versão, foram gerados 20 grafos por participante, correspondentes às diferentes tarefas do experimento. Esse procedimento permitiu capturar o padrão de exploração visual em nível individual e em cada contexto específico de tarefa.

A agregação pode ser realizada em diferentes níveis: (i) no escopo do indivíduo (GI), combinando grafos de múltiplas tarefas (GT), ou (ii) entre indivíduos, formando grafos coletivos (GC) representativos de grupos de participantes.

No primeiro nível, os GTs foram combinados segundo as regras descritas na Seção 4.3.1, de acordo com seus critérios característicos: inclusão de todas as arestas observadas para a RU, adoção de maioria simples em RM, unanimidade das arestas no caso de RI, e escolha determinística do sucessor mais frequente em RS. Essa etapa teve caráter exploratório, visando comparar o comportamento estrutural dos métodos e verificar sua adequação para representar os dados de forma conjunta.

Os GIs resultantes foram analisados comparativamente entre si. Para essa análise, foram utilizadas métricas estruturais e de similaridade: a distribuição do grau de saída dos nós, empregada para caracterizar o padrão de conectividade dos nós sob cada regra de agregação; a densidade global do grafo, utilizada como indicador do nível de conectividade geral; e a similaridade de Jaccard, aplicada ao conjunto de arestas, para quantificar a sobreposição entre o grafo coletivo e os individuais.

Essa análise permitiu identificar diferenças sistemáticas entre os métodos, fornecendo subsídios para a escolha da regra de agregação mais adequada. A partir dessa seleção, conduziram-se análises adicionais voltadas especificamente à construção de GCs, obtidos pela combinação dos GIs pertencentes ao mesmo grupo, permitindo a análise do fluxo visual em nível coletivo.

Os grafos resultantes nesse nível foram também analisados por meio de métricas estruturais e de similaridade. Cada métrica foi escolhida de modo a responder a questões específicas sobre o comportamento visual coletivo, conforme demonstrado na Tabela 1. Os grafos do tipo Gi foram usados como referências, uma vez que representam a forma mais básica de composição estrutural. Dessa forma, todas as métricas aplicadas a um grafo ponderado (Gii), também foram aplicadas aos grafos sem ponderação (Gi).

Tabela 2 – Resumo das versões de grafos e métricas associadas.

| <b>Versão do Grafo</b>          | <b>Características e Pesos</b>                                                                                 | <b>Métricas Aplicadas e Finalidade</b>                                                                                                                                 |
|---------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Gi – Não ponderado</b>       | Arestas indicam apenas a ocorrência ou não de uma transição entre AOIs. Sem pesos atribuídos a nós ou arestas. | a) similaridade de Jaccard – estimar o nível de convergência individual entre as regras de agregação;<br>b) Densidade global — quantifica conectividade geral da rede. |
| <b>Gii – Arestas ponderadas</b> | Arestas ponderadas pelo número de transições e pela resposta pupilar relativa (RPR). Nó sem peso específico.   | a) Centralidade de intermediação;<br>b) Coeficiente de agrupamento;<br>c) Modularidade — detecção de comunidades e padrões atencionais.                                |
| <b>Aplicação temporal</b>       | Intervalo de 0–7 s (sem segmentação temporal).                                                                 | Comparação entre grupos e estímulos.                                                                                                                                   |
| <b>Modelos de AOI</b>           | Abordagem semântica (até 13 AOIs) e abordagem em grade (A1–R9).                                                | Permite análise tanto dirigida por conteúdo quanto espacialmente uniforme.                                                                                             |

O conjunto dessas análises foi concebido para oferecer uma visão abrangente do fluxo visual coletivo. Enquanto algumas métricas fornecem indicadores globais de conectividade e sobreposição (densidade, Jaccard), outras exploram aspectos locais e funcionais da rede (centralidades, coeficiente de agrupamento). Complementarmente, a detecção de comunidades permite compreender a organização modular do olhar. Essa integração possibilita interpretações detalhadas sobre como a atenção visual do grupo se estrutura, se distribui e se diferencia em relação ao comportamento individual e aos demais grupos.

#### 4.4 RESULTADOS

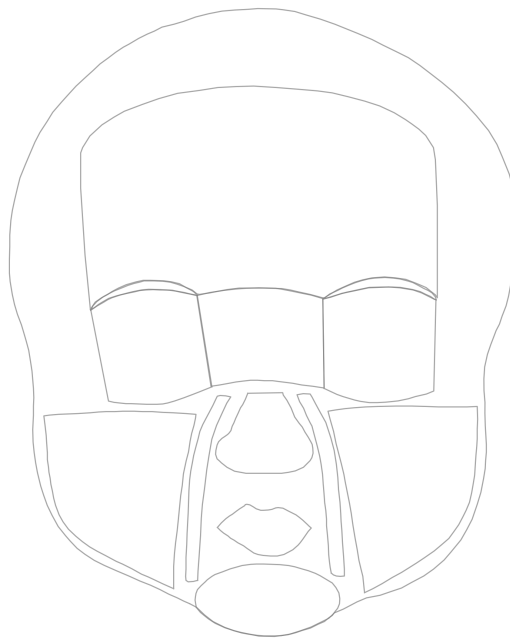
São apresentados os resultados das análises conduzidas sobre o fluxo visual registrado no experimento de avaliação de dor em recém-nascidos descrito no capítulo anterior. Inicialmente, foram exploradas as diferenças estruturais dos grafos, considerando as distintas regras de agregação aplicadas. Em seguida, os resultados detalham métricas de conectividade, centralidade, detecção de comunidades, coeficiente de agrupamento e similaridade estrutural, permitindo uma avaliação abrangente do padrão de exploração visual de cada grupo.

#### 4.4.1 Comparação das regras de agregação

Conforme descrito anteriormente, aplicaram-se quatro regras de agregação aos grafos de comportamento visual: união (RU), maioria (RM), intersecção (RI) e aprovação do sucessor (RS). Para cada regra, as análises consideraram dois aspectos principais: (i) as propriedades estruturais dos grafos — incluindo densidade e distribuição do grau de saída dos nós — e (ii) a fidelidade aos grafos individuais, avaliada por meio da similaridade de Jaccard. Essas análises consideraram apenas os grafos semânticos.

As Figuras 27–30 ilustram como diferentes estratégias de agregação impactam a estrutura e densidade da rede de atenção visual, considerando todos os indivíduos e estímulos analisados.

Figura 27 – Grafo agregado pela Regra de Intersecção (RI).

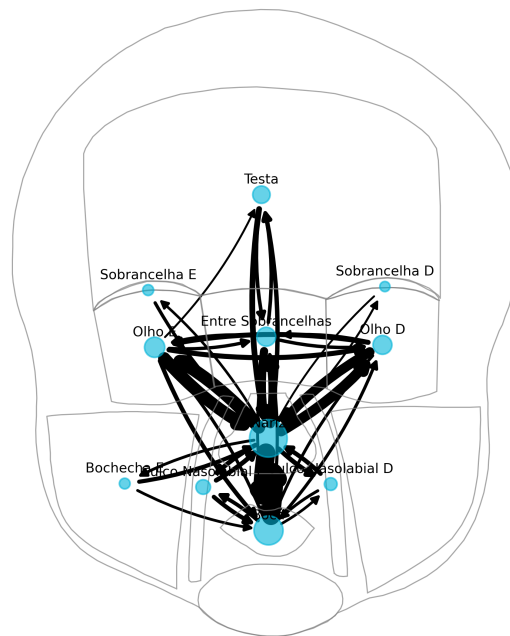


Fonte: Autor.

Legenda: A ausência de conexões reflete o alto grau de consenso exigido, resultando em uma rede desconectada.



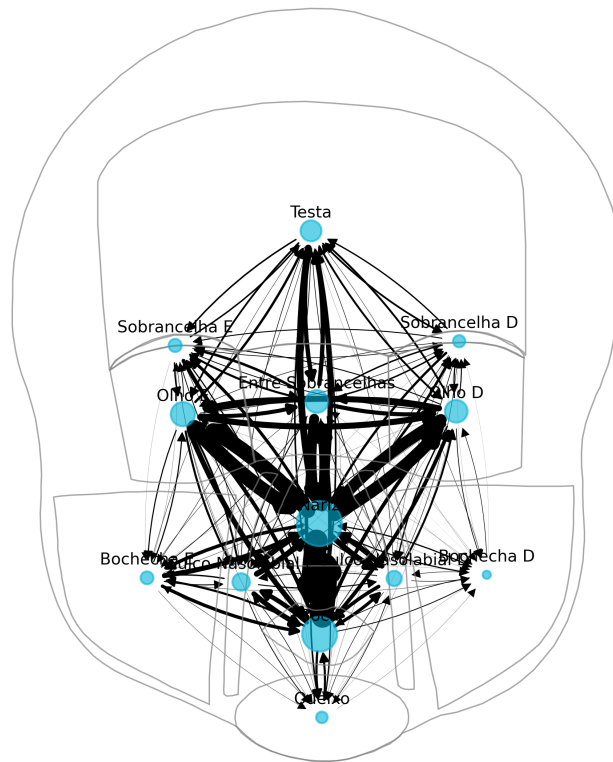
Figura 28 – Grafo agregado pela Regra da Maioria (RM).



Fonte: Autor.

Legenda: Apresenta densidade intermediária e estrutura equilibrada, representando um consenso parcial entre os participantes.

Figura 29 – Grafo agregado pela Regra de União (RU).



Fonte: Autor.

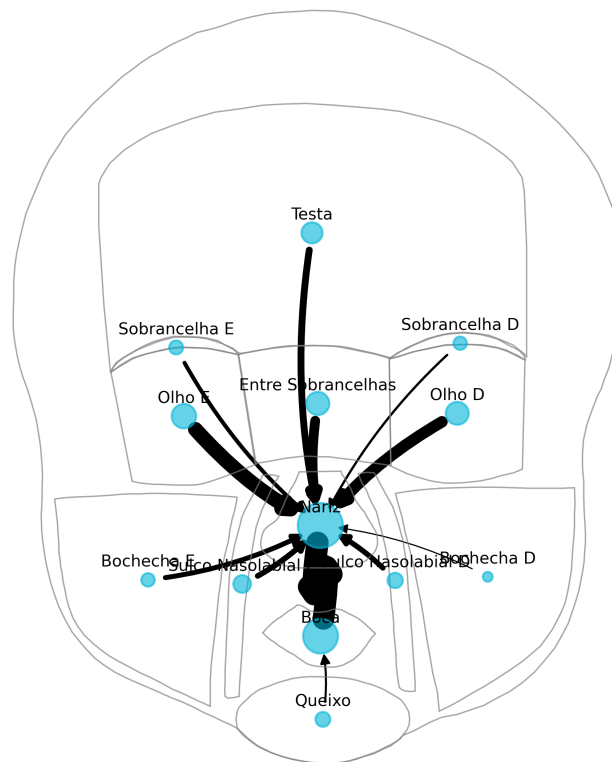
Legenda: Mostra o padrão mais denso, preservando todas as transições observadas individualmente e priorizando a abrangência estrutural.

A regra RI não resultou em arestas, evidenciando a ausência de consenso mínimo entre os grafos individuais. Já a RM revelou conexões intermediárias, com transições concentradas nas regiões centrais. A RU produziu a rede mais densa, incorporando todas as transições possíveis — o que aumenta a abrangência, mas reduz a seletividade. Por fim, a RS gerou um grafo mais esparsa e hierarquizado, ressaltando as trajetórias mais diretas e consistentes, proporcionando maior clareza dos caminhos dominantes.

As Figuras 32–33 complementam a análise comparativa entre os métodos de agregação, observando tanto propriedades estruturais quanto a similaridade com os grafos individuais. As regras foram aplicadas ao conjunto completo de participantes, sem distinção entre grupos experimentais.

A Figura 31 mostra a distribuição do grau de saída dos nós. Observa-se que o método RI apresenta valores nulos, como esperado, dada a ausência de transições. Os métodos RM,

Figura 30 – Grafo agregado pela Regra do Sucessor (RS).

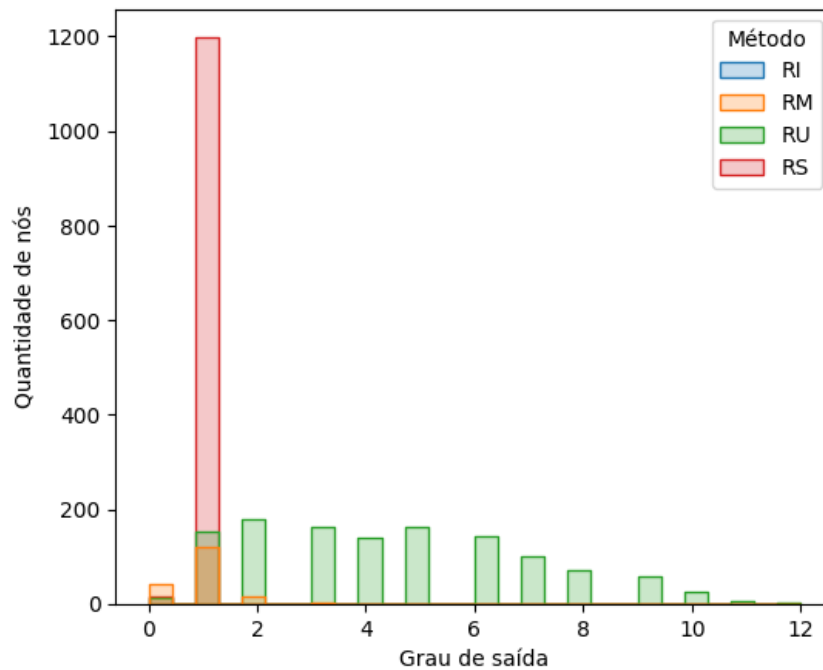


Fonte: Autor.

Legenda: Destaca trajetórias mais seletivas e hierarquizadas, refletindo conexões recorrentes em torno de áreas centrais de interesse.

RU e RS exibem padrões distintos: RU apresenta uma distribuição mais ampla, com graus de saída elevados e maior conectividade entre AOIs; RM concentra-se em graus baixos, refletindo uma estrutura mais restrita; RS apresenta valor igual 1, devido à característica do modelo em selecionar um único sucessor por nó.

Figura 31 – Distribuição do grau de saída dos nós sob cada regra de agregação.

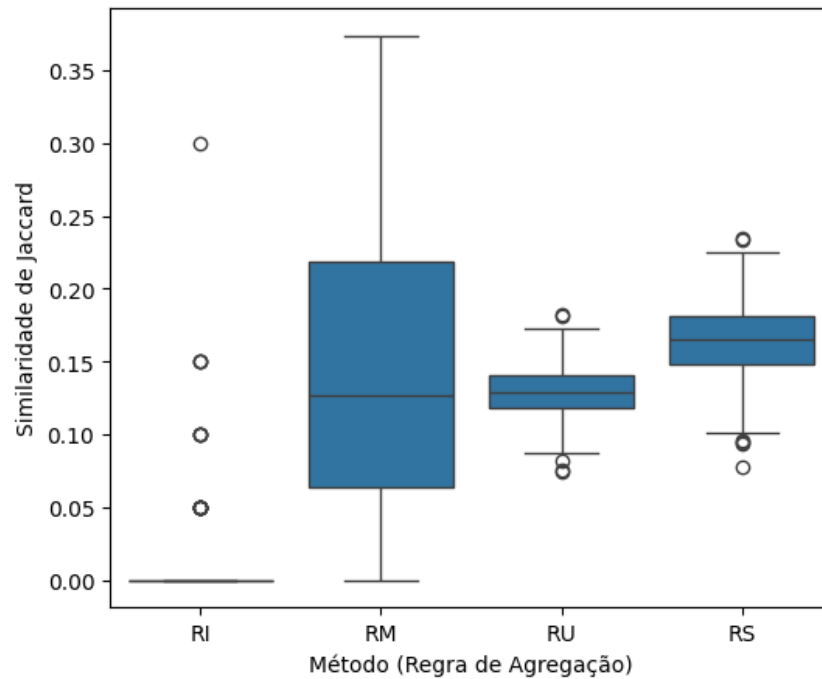


Fonte: Autor.

Legenda: A Regra da União (RU) apresenta maior variação de graus, enquanto RM concentra-se em valores baixos. O grau de saída em RS é igual a 1, dada sua característica intrínseca de escolha. Não há transições em RI.

A Figura 32 apresenta a distribuição da similaridade de Jaccard entre os grafos individuais e agregados. Nota-se que o método RI mantém valores próximos de zero, em virtude da ausência de arestas. O método RM exhibe a maior variabilidade, indicando diferenças substanciais entre os indivíduos. Já RU e RS apresentam distribuições mais concentradas, sugerindo padrões estruturais mais consistentes.

Figura 32 – Similaridade de Jaccard sob diferentes regras de agregação.

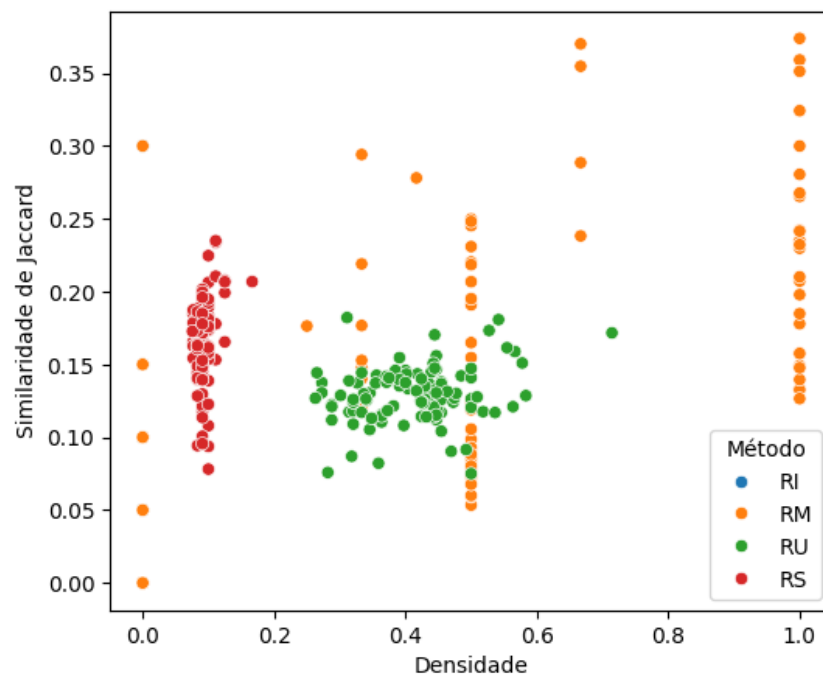


Fonte: Autor.

Legenda: A maior dispersão observada na Regra da Maioria (RM) reflete maior variabilidade entre os grafos individuais.

Por fim, a Figura 33 relaciona densidade e similaridade de Jaccard. O método RI ocupa a região de densidade nula, coerente com sua topologia desconectada. O RM apresenta ampla variação de densidade, mas correlação fraca com a similaridade — indicando que maior conectividade não implica necessariamente maior semelhança estrutural. Em contraste, RU e RS formam agrupamentos mais coesos: RU tende a densidades médias e similaridades intermediárias, enquanto RS se concentra em densidades baixas, porém com maior consistência estrutural.

Figura 33 – Relação entre densidade e similaridade de Jaccard sob diferentes regras de agregação.



Fonte: Autor.

Legenda: A Regra da União (RU) gera redes mais densas, enquanto a Regra do Sucessor (RS) resulta em grafos mais seletivos e consistentes.

Os resultados evidenciam diferenças conceituais claras entre as regras de agregação. No caso da RI, esperava-se que todas as métricas fossem nulas pela ausência de conexões; entretanto, observou-se a presença de valores de similaridade de Jaccard (Figura 32). Isso decorre da etapa de remoção de redundâncias, na qual repetições consecutivas de uma mesma AOI foram eliminadas, resultando em grafos individuais sem arestas. Como o índice de Jaccard é definido pela razão entre a interseção e a união de conjuntos de arestas, ele assume o valor 1 quando ambos os grafos comparados são vazios — correspondência trivial que explica os valores observados.

A regra RU, por outro lado, gerou grafos densos, incluindo todas as arestas observadas. Embora garanta conectividade e evite grafos vazios, tende a incorporar transições raras ou ruidosas, o que aumenta a variabilidade estrutural. A RM apresentou o comportamento mais heterogêneo: em alguns casos aproxima-se da RU, enquanto em outros se assemelha à RI, refletindo sua sensibilidade à distribuição das transições entre indivíduos. Por fim, a RS destacou-se por apresentar grau de saída igual a 1, característica de sua construção sequencial.

Essa propriedade resultou em maior similaridade de Jaccard, sugerindo que os nós sucessores selecionados são consistentes entre participantes.

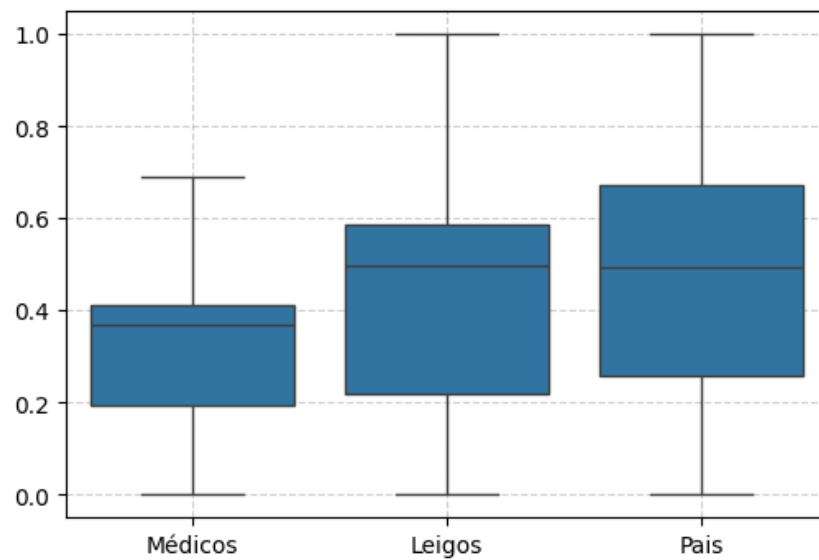
Dentre as opções avaliadas, a Regra da União foi adotada nas análises subsequentes por oferecer maior generalização, assegurando conectividade e representatividade global dos grafos. Ainda assim, reconhece-se o valor das demais abordagens: a RI quando se busca rigor estrutural, a RM para situações que demandam equilíbrio entre inclusão e restrição, e a RS quando o objetivo é realçar as trajetórias dominantes na exploração visual.

#### **4.4.2 Comparação dos grafos coletivos semânticos**

Nesta seção, são apresentados os resultados obtidos a partir da modelagem dos grafos construídos sobre as áreas de interesse semânticas, delimitadas com base em regiões de significado funcional no estímulo visual. Os grafos foram analisados pelas métricas apresentadas na Tabela 4.3.3.

Em termos de densidade – igual nos dois tipos de grafos –, os médicos apresentaram valores significativamente menores do que pais e leigos ( $p < 0.001$ ), indicando que suas trajetórias visuais estabeleceram um menor número de conexões entre as AOIs (Figura 34). Esse resultado sugere um padrão de exploração mais direcionado, com diferentes regiões da face visitadas de maneira relativamente objetiva. Pais e leigos não diferiram significativamente entre si ( $p = 0,79$ ), sugerindo que ambos apresentaram uma densidade de conexões mais ampla e com maior variação individual.

Figura 34 – Distribuição da densidade dos grafos por grupo de participantes.



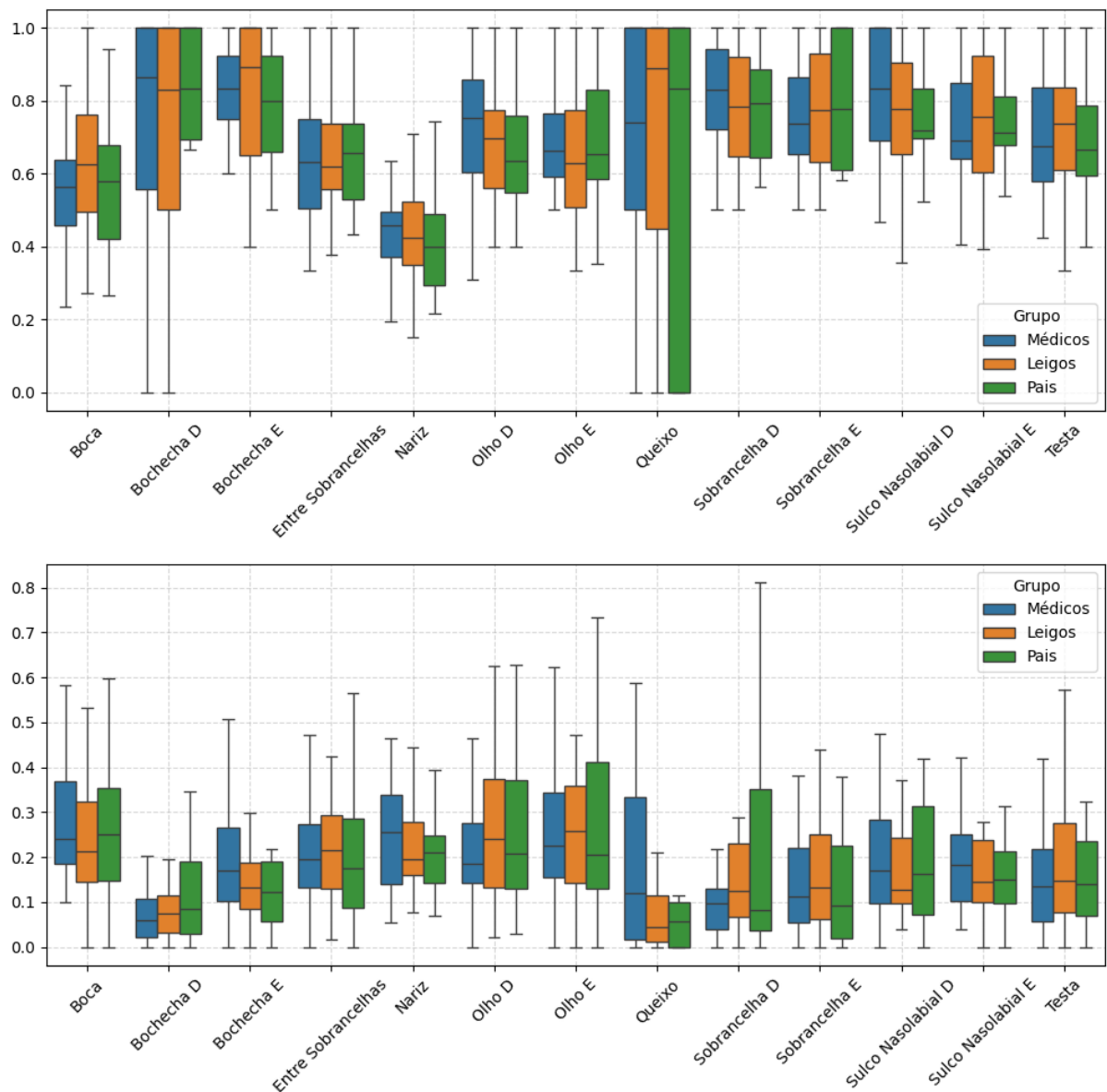
Fonte: Autor.

A variação de densidade mostra-se maior para o grupo de leigos e pais, em comparação a médicos.

O coeficiente de agrupamento, calculado para cada AOI, não apresentou diferenças significativas entre os grupos em nenhum dos modelos de grafos, Gi e Gii, (todos  $p > 0.05$ ) (Figura 35), indicando que, apesar das diferenças de densidade global, a estrutura local de agrupamento entre áreas da face permaneceu consistente entre Médicos, Leigos e Pais.



Figura 35 – Distribuição do coeficientes de agrupamento por área de interesse e grupo de participantes.



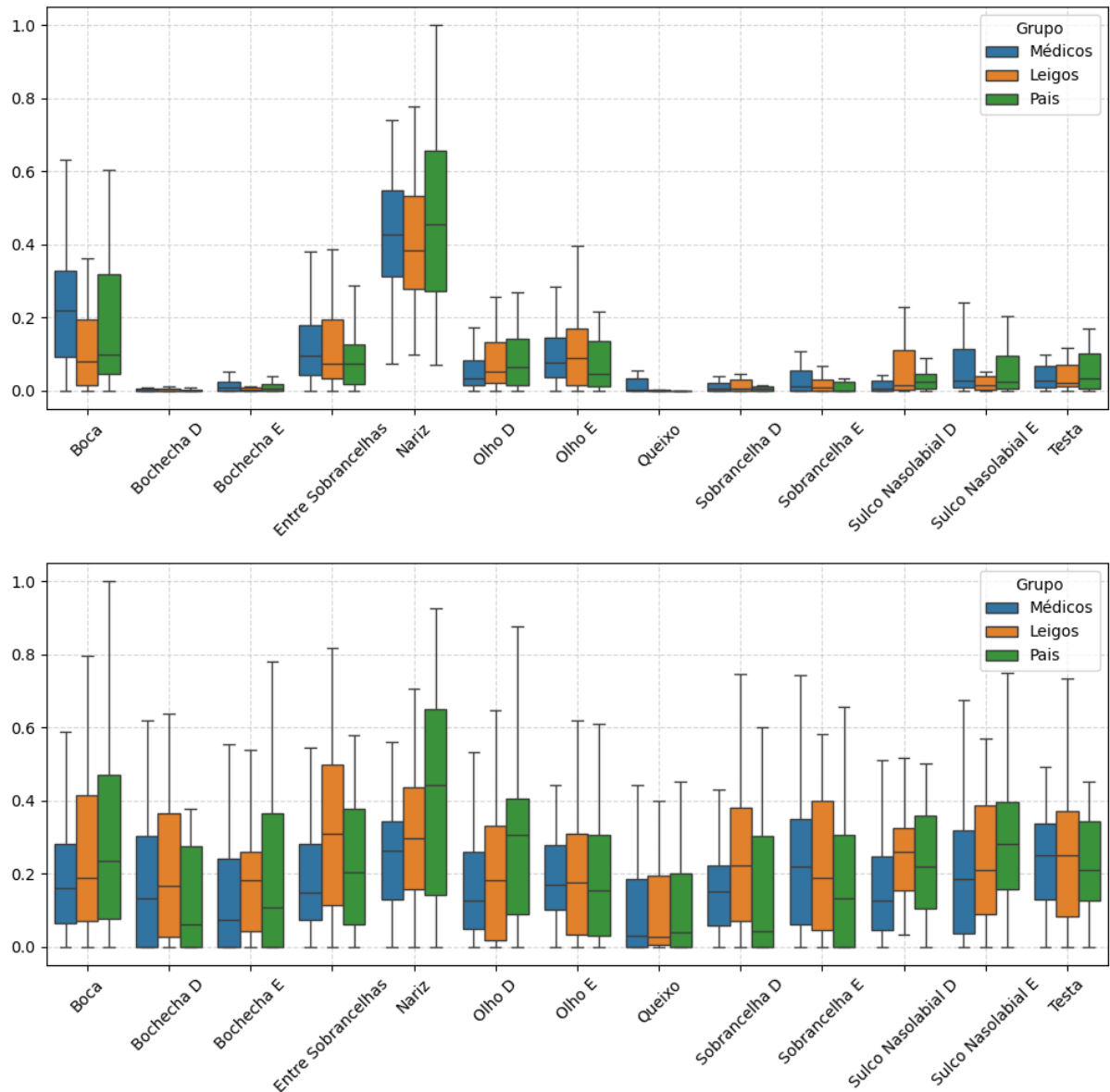
Fonte: Autor.

Na parte superior, a distribuição dos coeficientes de agrupamento considerando o modelo de grafo não ponderado. Na parte inferior, com arestas ponderadas.

De forma similar, a análise da centralidade de intermediação não revelou diferenças significativas entre os grupos para a maioria das regiões faciais analisadas em ambos os modelos de grafo ( $p > 0.05$ ), reforçando os padrões semelhantes de organização estrutural das conexões visuais entre as AOIs (Figura 36). Entretanto, verificou-se um único resultado estatisticamente significativo na região do Sulco Nasolabial Direito  $p = 0.0055$ , considerando Gii, sugerindo que o olhar dos especialistas tende a concentrar mais transições visuais em regiões que podem

desempenhar papel mais informativo, o que pode ser reflexo de uma atenção dirigida a pistas faciais relevantes para a avaliação da expressão de dor.

Figura 36 – Distribuição da centralidade de intermediação por área de interesse e grupo de participantes.



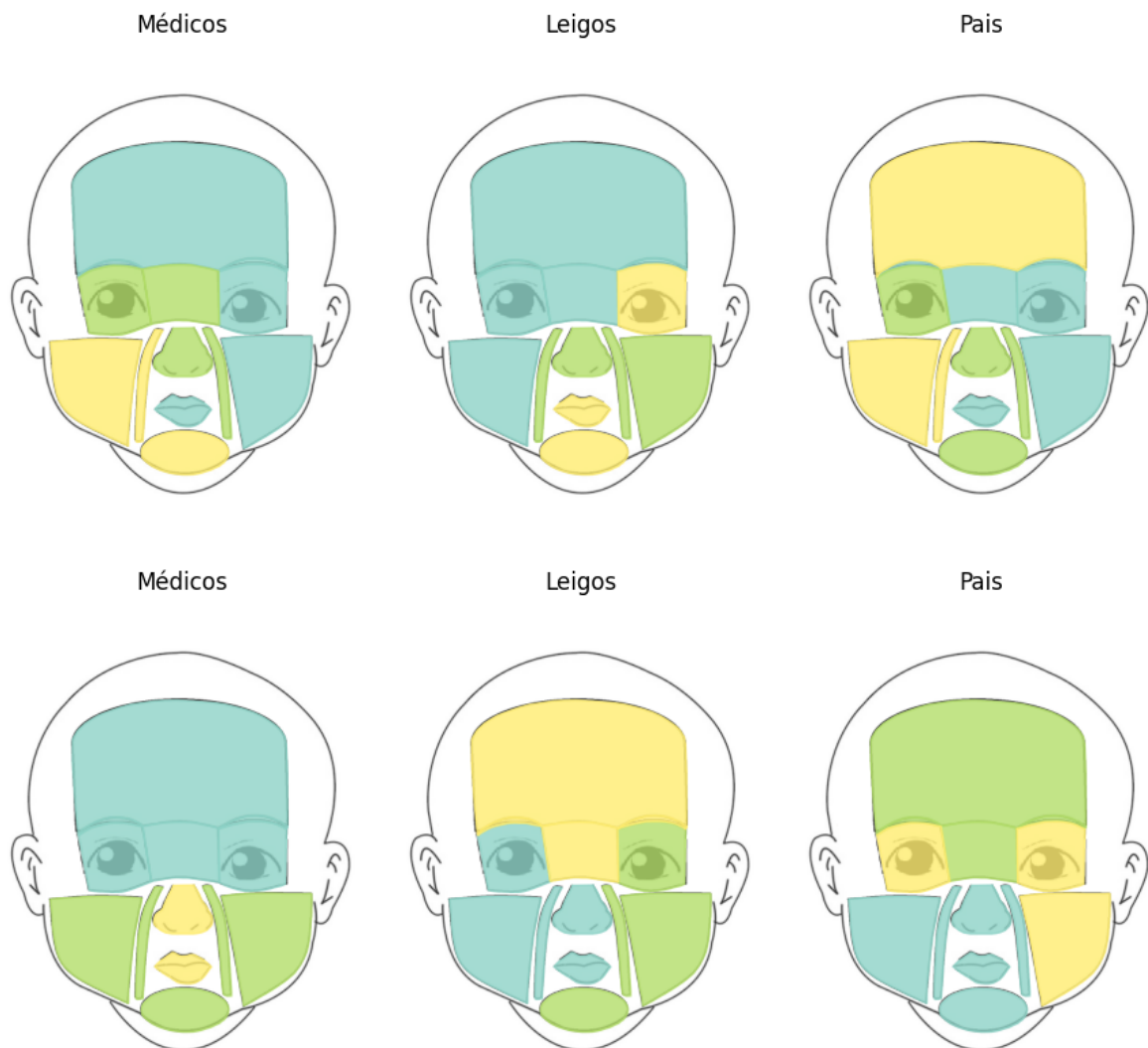
Fonte: Autor.

Na parte superior, a distribuição da centralidade de intermediação considerando o modelo de grafo não ponderado. Na parte inferior, com arestas ponderadas.

Para investigar a organização das áreas de interesse em diferentes grupos de participantes, aplicou-se o algoritmo de Modularidade de *Greedy* (NEWMAN, 2010) às redes coletivas. A contribuição pretendida era identificar comunidades de AOIs, ou seja, grupos de AOIs mais

fortemente conectadas entre si do que com o restante do grafo. Essas comunidades representam subconjuntos de regiões visuais que tendem a ser exploradas em conjunto pelos participantes, indicando padrões ou estratégias específicas de atenção visual. Esses resultados são visualmente representados na Figura 37, na qual as AOIs foram sobrepostas à imagem facial e coloridas de acordo com a comunidade a que pertencem.

Figura 37 – Comunidades das áreas de interesse por grupo de participantes.



Fonte: Autor.

Legenda: Cada AOI foi colorida de acordo com a comunidade a que pertencem. Na parte superior, as comunidades considerando o modelo de grafo não ponderado. Na parte inferior, com arestas ponderadas.

No modelo Gi, a modularidade, medida que indica a força da divisão em comunidades, apresentou valores negativos para todos os grupos, implicando que existem mais conexões entre comunidades do que dentro delas. Isto é, a divisão escolhida não reflete nenhuma estrutura

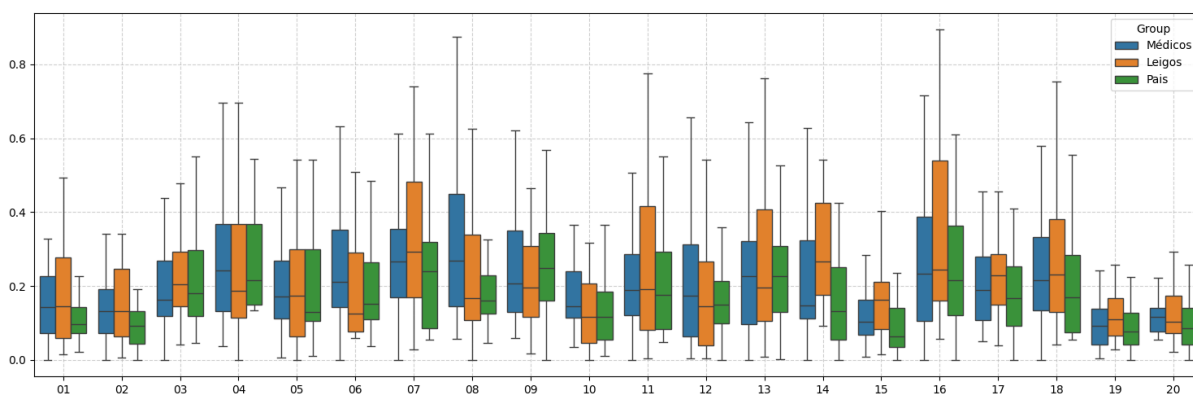
comunitária real. Em Gii, os valores de modularidade ficaram próximos a zero, refletindo uma conectividade relativamente distribuída entre as AOIs. Apesar disso, a estrutura detectada ainda permite diferenciar padrões de exploração visual. Entre os médicos, observa-se a formação de um padrão mais segmentado, com três comunidades principais: uma central envolvendo nariz e boca, e duas periféricas relacionadas às partes inferior e superior da face. Já os leigos e os pais mostram-se comunidades mais difusas, sem uma organização clara.

#### 4.4.3 Comparação dos grafos coletivos em grade

Os resultados referentes aos grafos baseados em AOIs em grade são apresentados a seguir, contemplando a análise das propriedades estruturais derivadas de uma segmentação espacial uniforme do campo visual. Nessa abordagem, cada célula da grade representa uma região equivalente em termos espaciais, sem distinção semântica prévia, o que permite observar a organização do fluxo visual de maneira puramente topográfica. Nesse modelo, as análises também seguiram as métricas apresentadas na Tabela 4.3.3.

A Figura 38 apresenta a distribuição da densidade dos grafos gerados a partir de cada estímulo visual (01–20). Observa-se uma tendência geral de variação da densidade entre grupos, com diferenças em alguns estímulos.

Figura 38 – Distribuição da densidade dos grafos por grupo de participantes e imagem da face (01-20).



Fonte: Autor.

Legenda: Observa-se que Leigos e Médicos tendem a apresentar grafos mais densos e com maior dispersão, enquanto Pais exibem valores menores e mais concentrados.

De modo geral, as diferenças mais consistentes foram encontradas entre os grupos Leigos e Pais, e entre Médicos e Pais, sugerindo que a experiência profissional ou o papel parental

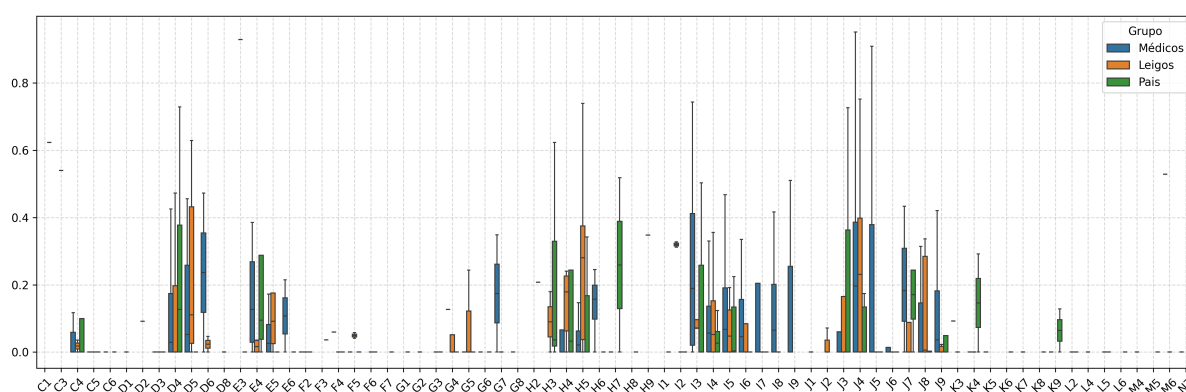
influencia o padrão de exploração visual. Em várias imagens (por exemplo, 01, 02, 03, 06, 07, 08, 10, 14, 15, 16, 17, 18, 19 e 20), o grupo de Pais apresentou menor densidade média, indicando um comportamento de fixação mais concentrado e menos distribuído entre as áreas de interesse da face. Em contraste, os Leigos exibiram valores de densidade mais elevados e maior variabilidade intra-grupo, refletindo um padrão mais difuso.

As diferenças foram estatisticamente significativas em praticamente todos os casos, valores de  $p < 0.05$ , com exceção às imagens 05, 11 e 13.

Com relação ao coeficiente de agrupamento, à centralidade de intermediação e à detecção de comunidades, as métricas foram calculadas considerando apenas o modelo de grafo com arestas ponderadas. Essa decisão baseia-se nos resultados da análise anterior, em que as versões não ponderadas se mostraram excessivamente restritas e pouco explicativas quanto às diferenças entre os grupos. Os grafos ponderados, por sua vez, permitem capturar melhor a intensidade das conexões visuais entre as áreas de interesse, refletindo de forma mais realista os padrões de atenção e recorrência de fixações. Todas as representações gráficas correspondentes a cada estímulo encontram-se disponíveis no Anexo A.

O coeficiente de agrupamento apresentou grande variação entre os diferentes estímulos, com valores bastante dispersos e barras de erro amplas, indicando que a coesão local nas transições oculares muda substancialmente de uma imagem para outra. A variabilidade intra-estímulo é tão alta que dificulta conclusões generalizadas sobre diferenças sistemáticas entre os grupos. Esse comportamento pode ser visto no exemplo mostrado na Figura 39.

Figura 39 – Coeficiente de agrupamento referente ao estímulo 10 por grupo de participantes.

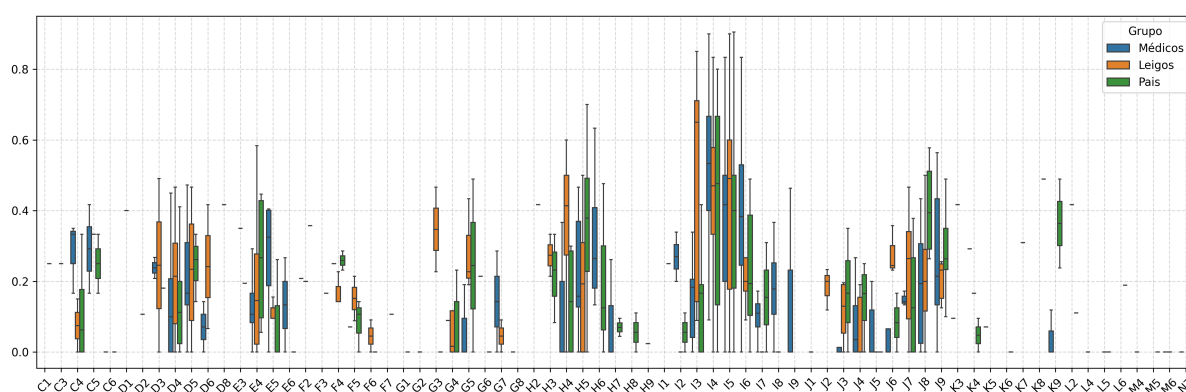


Fonte: Autor.

Legenda: Observa-se grande variabilidade entre estímulos e sobreposição entre os grupos, sugerindo que diferenças no padrão de recorrência das transições oculares são sutis e altamente dependentes do estímulo.

Já os valores de centralidade de intermediação indicam diferenças mais marcantes na importância relativa das AOIs dentro dos grafos. Em geral, os Pais apresentaram valores ligeiramente mais altos e consistentes Figura 40, o que sugere que um número reduzido de regiões atua como pontos de passagem centrais nas trajetórias oculares — um comportamento compatível com uma estratégia mais focalizada e hierarquizada de exploração visual. Os Médicos, por outro lado, mostraram maior variabilidade, alternando entre estímulos com centralidades mais distribuídas e outros com pontos visuais bem definidos. Os Leigos mantiveram valores intermediários, o que pode indicar um equilíbrio entre foco e dispersão no processamento visual.

Figura 40 – Centralidade de intermediação referente ao estímulo 10 por grupo de participantes.

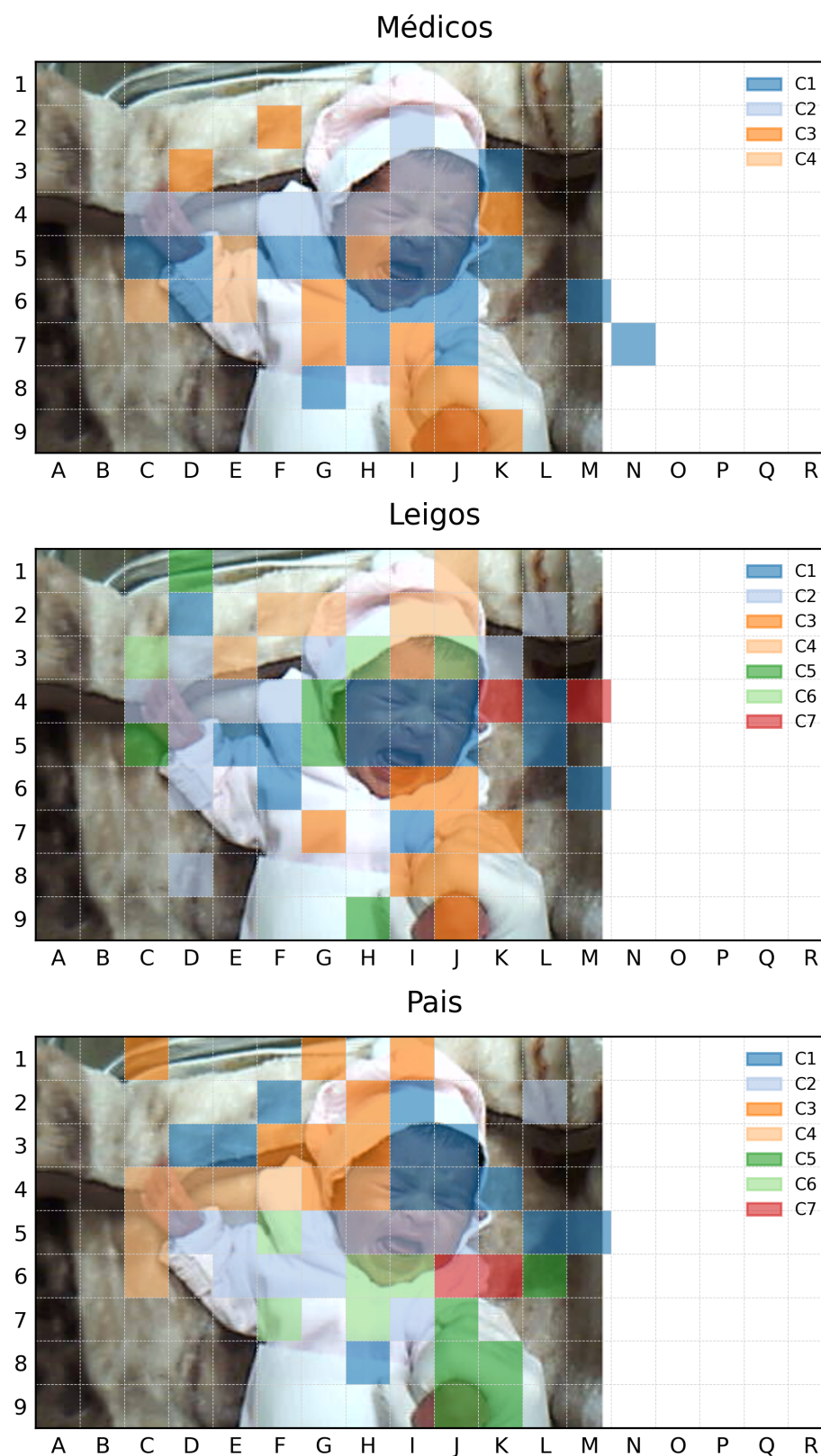


Fonte: Autor.

Legenda: Observa-se grande variabilidade entre estímulos e sobreposição entre os grupos, sugerindo que diferenças no padrão de recorrência das transições oculares são sutis e altamente dependentes do estímulo.

Em contrapartida, esses achados referem-se ao comportamento global sobre a imagem como um todo. A análise das comunidades revelou uma estrutura mais complexa. Em praticamente todos os estímulos, observou-se a formação de múltiplas comunidades (variando de 4 a 11 por grupo), refletindo a segmentação do espaço visual em sub-redes de atenção. Em média, os grafos dos Médicos apresentaram cerca de 5 comunidades, enquanto os dos Leigos e Pais mostraram em torno de 6. Esse padrão indica que os observadores especialistas tendem a formar redes visuais mais coesas e menos fragmentadas, com maior integração entre regiões de interesse. Já Leigos e Pais exibem uma segmentação ligeiramente superior, refletindo estratégias visuais mais distribuídas ou regionais, com múltiplos focos de atenção, por exemplo a Figura 41.

Figura 41 – Comunidades referentes ao estímulo 10 por grupo de participantes.



Fonte: Autor.

Legenda: Observa-se grande variabilidade entre estímulos e sobreposição entre os grupos, sugerindo que diferenças no padrão de recorrência das transições oculares são sutis e altamente dependentes do estímulo.

## 4.5 DISCUSSÃO

Observa-se que a regra da união (RU) incorpora todas as conexões possíveis ao longo do período de observação, resultando em grafos mais densos e complexos. Esse sobreajuste estrutural compromete a interpretabilidade dos resultados e pode mascarar diferenças entre grupos (ENDRISS; GRANDI, 2018). Já a regra de aprovação do sucessor (RS) gera menos ruído e destaca as transições dominantes. Por outro lado, a RS pode eliminar relações menos frequentes, mas potencialmente informativas, simplificando a estrutura do grafo agregado e levando à perda de nuances do comportamento visual.

A ausência completa de conexões na regra da intersecção (RI) corrobora os achados de (YANG; LI, 2025), que discutem a alta variabilidade intra e interindividual em padrões de atenção visual. Essa característica torna a unanimidade uma condição excessivamente restritiva, conforme discutido em Endriss e Grandi (2018). Nessa regra, uma transição entre duas áreas de interesse só é considerada se estiver presente em todos os grafos de participantes dentro do mesmo grupo. Qualquer variação individual — como diferentes trajetórias ou focos de atenção — elimina essa transição do grafo agregado. Esse fenômeno ficou evidente no presente contexto, em que a avaliação de estímulos complexos e emocionalmente carregados gerou forte dispersão nos padrões visuais.

Um resultado similar é observado na regra da maioria (RM), cujo critério exige que uma transição esteja presente em pelo menos metade dos grafos individuais do grupo. A elevada variabilidade na adoção de estratégias de exploração visual reduz a probabilidade de que transições suficientes satisfaçam esse critério, resultando em um grafo esparso.

Os grafos nulos ou esparsos obtidos a partir de RI e RM refletem tanto a variabilidade natural do comportamento visual humano quanto os critérios rígidos impostos por essas regras. Apesar do alto nível de restrição, esse tipo de abordagem pode ser útil ao preservar propriedades específicas desejadas. Por exemplo, Lauren, Belardinelli e Toni (2021) preferiram ignorar a maioria das conexões ao utilizar regra de cotas, que é uma generalização da regra da maioria (ENDRISS; GRANDI, 2018), para garantir que os grafos resultantes não apresentassem conflitos internos. A ausência de conflitos é relevante porque evita a coexistência de relações contraditórias dentro do mesmo grafo agregado, assegurando consistência estrutural e interpretativa. Dessa forma, as conexões preservadas representam padrões de interação mais robustos e menos ambíguos, o que aumenta a confiabilidade de análises.



Em um nível cognitivo, essas diferenças estruturais entre as regras de agregação sugerem que a consistência coletiva da atenção visual depende fortemente do grau de variabilidade individual. Enquanto a RU privilegia a abrangência — aproximando-se de uma representação completa do espaço atencional explorado — as regras mais restritivas (RI e RM) enfatizam a convergência de trajetórias entre participantes, o que pode ser interpretado como uma medida indireta de consistência cognitiva. Assim, o equilíbrio entre inclusão e seletividade na agregação dos grafos corresponde, de certo modo, ao equilíbrio entre diversidade perceptual e estabilidade das estratégias atencionais.

Esse ponto conecta-se diretamente ao problema de agregação de julgamentos discutido na filosofia e na ciência política (MCCAIN, 2021). O exemplo clássico é o chamado paradoxo da agregação racional. Suponha que um comitê de três avaliadores precise decidir sobre a promoção de um professor com base em dois critérios: excelência em pesquisa e excelência em ensino. A regra definida é que o professor só deve ser promovido se for considerado excelente em ambos os critérios, e as decisões devem seguir a maioria simples. Cada avaliador emite julgamentos consistentes individualmente: o primeiro considera que o professor atende a ambos os critérios e, portanto, vota a favor da promoção; o segundo acredita que o professor só se destaca em pesquisa, mas não em ensino, e vota contra a promoção; o terceiro entende o inverso, reconhecendo excelência em ensino, mas não em pesquisa, e também vota contra a promoção. O resultado agregado pela maioria gera, contudo, uma contradição: coletivamente, o comitê conclui que o professor possui excelência em pesquisa (dois votos a favor), que possui excelência em ensino (dois votos a favor), mas que não deve ser promovido (dois votos contra). Em outras palavras, o grupo aceita premissas que implicam logicamente uma conclusão, mas nega a própria conclusão. Embora cada avaliador individual tenha agido de forma racional e consistente, a decisão coletiva resultante é irracional.

No âmbito da teoria dos grafos, ocorre algo análogo: mesmo que cada grafo individual seja internamente consistente, certas regras de agregação podem produzir grafos coletivos sem conexões (excessivamente restritivos) ou com potenciais contradições (quando há sobreposição de relações incompatíveis). Trata-se, portanto, de um problema epistemológico de agregação: como garantir que uma estrutura coletiva preserve racionalidade, coerência e interpretabilidade a partir de julgamentos ou trajetórias individuais que, embora racionais, são heterogêneos?

No contexto deste estudo, essa discussão filosófica adquire implicações empíricas: a forma como se combinam as trajetórias visuais individuais influencia diretamente a inferência sobre o comportamento coletivo. A análise sugere que a RU maximiza a cobertura, mas dilui a

informação relevante; a RS, por sua vez, aproxima-se de uma síntese comportamental, na qual as transições mais consistentes funcionam como representações de um consenso perceptual. Essa interpretação reforça o papel dos grafos como modelos cognitivos, e não apenas descritivos da atenção visual.

O desafio é encontrar uma regra de agregação que balanceie rigor (evitar conflitos internos) e representatividade (não eliminar demasiadas conexões), a fim de preservar tanto a validade empírica dos dados quanto a coerência estrutural dos grafos resultantes. A literatura em agregação de preferências mostra que soluções ótimas em termos de consistência global podem ser obtidas, mas a um custo computacional elevado (PHUNG; HAMEL, 2025).

É importante destacar que a ausência de significância estatística em parte das comparações realizadas nos grafos obtidos da RU não deve ser interpretada como falta de diferenças reais entre os grupos, mas sim como uma consequência direta da escolha da regra de agregação adotada. Ao se utilizar essa regra, o grafo agregado incorpora todas as transições observadas, inclusive raras, resultando em uma estrutura densa e ruidosa. Esse fenômeno atenua a força das conexões dominantes e reduz a sensibilidade das análises subsequentes, dificultando a detecção de padrões estatisticamente relevantes. Portanto, os resultados sugerem que a adequação da regra de agregação é um fator crítico para garantir robustez interpretativa e validade empírica, sendo necessário considerar alternativas menos permissivas ou métodos complementares de filtragem para minimizar o impacto do ruído e realçar as regularidades mais consistentes no comportamento visual.

A comparação entre os grafos semânticos e os grafos em grade pode ser usada para compreender como diferentes formas de representação espacial e conceitual influenciam a caracterização do comportamento visual. Enquanto os grafos semânticos são construídos com base em regiões de significado funcional — as áreas de interesse correspondentes a elementos reconhecíveis e relevantes da face —, os grafos em grade derivam de uma segmentação uniforme do campo visual, independente do conteúdo ou significado das regiões.

Os resultados sugerem que a abordagem de AOIs em grade apresenta um nível de complexidade superior ao observado nas AOIs semânticas, exigindo uma análise mais aprofundada para compreender a interação entre regiões e a ocorrência de transições fora de limites semânticos claros. Em outras palavras, os agrupamentos detectados não se restringem a regiões semanticamente definidas, podendo incluir padrões de fixação que englobam diferentes partes da imagem, reforçando a importância de considerar a estrutura topológica das conexões visuais no estudo do comportamento atencional.

Além disso, essa abordagem demanda a escolha de um critério de definição do tamanho das grades, uma vez que a granularidade espacial influencia diretamente a representação do grafo: grades muito pequenas podem gerar regiões com pouca ou nenhuma fixação, comprometendo a relevância estatística das conexões; por outro lado, grades muito grandes tendem a incorporar variações locais importantes, reduzindo a sensibilidade da análise.

#### 4.6 CONSIDERAÇÕES COMPLEMENTARES

A contribuição deste capítulo foi investigar como padrões de atenção visual podem ser compreendidos a partir da modelagem baseada em grafos, explorando a dinâmica das fixações oculares e as conexões entre áreas de interesse. Ao longo da análise, buscou-se não apenas identificar métricas estruturais, mas também interpretar como suas propriedades refletem estratégias cognitivas distintas entre grupos de participantes. Essa abordagem permitiu associar técnicas de análise de grafos com o estudo de processos atencionais, enriquecendo tanto a compreensão teórica quanto o potencial de aplicação em contextos educacionais e clínicos.

Os resultados apontam que, apesar da relativa homogeneidade entre os grupos em algumas métricas globais, nuances estruturais permitiram diferenciar médicos, leigos e pais quanto às estratégias de exploração visual. Dessa forma, os grafos coletivos mostraram-se uma ferramenta eficaz para captar padrões tanto compartilhados quanto específicos, revelando diferenças que dificilmente seriam detectadas por medidas tradicionais baseadas apenas em número ou tempo de fixações.

Como perspectiva de trabalhos futuros, algoritmos de seleção de arestas baseados em relevância estatística ou estrutural poderiam ser aplicados para aprimorar a etapa de agregação. Por exemplo, o uso de filtros estatísticos em redes, como o filtro de disparidade (YASSIN et al., 2023) pode reter apenas conexões estatisticamente significativas, reduzindo o ruído sem perder informação estrutural relevante. Métodos de esparsificação de grafos, como a "extração da espinha dorsal" (GHALMANE et al., 2021), permitem identificar subconjuntos de arestas que preservem melhor a topologia original. Abordagens de aprendizado de máquina supervisionado ou não supervisionado, como redes neurais de grafos ou métricas de seleção de características em redes, podem ser exploradas para determinar automaticamente quais transições visuais são mais discriminativas na separação de grupos experimentais (ZHOU et al., 2018). A combinação de métricas gráficas com medidas temporais, como entropia da sequência de fixações (MELNYK; FRIEDMAN; KOMOGORTSEV, 2024) ou persistência temporal das transições (RAJU et al.,

2024), que permite captar como o padrão visual evolui ao longo do tempo e como as estratégias se estabilizam durante o processo de tomada de decisão. Por fim, vale refazer as análises desta tese sob a perspectiva apontada por Orsi et al. (2023), modelando os grafos considerando apenas os 2 segundos iniciais dos sinais de rastreamento ocular, posto que melhor discriminam os grupos de participantes.

O estudo não apenas evidenciou o potencial dos grafos como ferramenta de análise do rastreamento ocular, mas também indicou caminhos promissores para futuras pesquisas. A combinação de diferentes métodos de agregação mostrou-se especialmente útil para oferecer uma abordagem mais flexível e adaptativa, contribuindo para o aprofundamento da compreensão dos mecanismos cognitivos que orientam a exploração visual.

## 5 CONCLUSÃO

Esta tese de doutorado apresentou experimentos e resultados de como a tecnologia de rastreamento ocular pode contribuir para o entendimento dos processos de percepção visual e cognitivo, e da tomada de decisão. Duas abordagens metodológicas foram aplicadas a um estudo de caso, construído segundo um protocolo padrão para a aquisição do sinal visual correspondente. O foco de ambas foi a análise de aspectos relacionados à visão de observadores durante a avaliação de expressões faciais de dor em neonatos.

O primeiro estudo investigou a avaliação da dor neonatal, analisando o comportamento visual a partir da relação entre exploração e aproveitamento, bem como da resposta pupilar durante o processo decisório. Os resultados indicaram que métricas tradicionais, como número e duração das fixações, não são necessariamente os melhores indicadores das áreas cognitivamente mais relevantes. Observou-se que, embora a atenção visual estivesse concentrada em certas regiões da face do recém-nascido, a tomada de decisão envolveu outras áreas, sugerindo um processamento mais complexo.

O segundo estudo considerou o uso de grafos, destacando a relevância das representações gráficas na interpretação de dados de rastreamento ocular. A abordagem permitiu capturar transições entre áreas de interesse e variações nas estratégias de exploração visual. Os resultados demonstraram que diferentes regras de agregação oferecem visões complementares sobre a dinâmica visual. Portanto, a pesquisa valida o uso de grafos para análise do rastreamento ocular e sugere aplicações em neurociência cognitiva e estratégias de ensino, ampliando a compreensão dos mecanismos envolvidos na percepção e na tomada de decisão.

A tese revela descobertas por meio da implementação de métodos, seguindo dois eixos lógicos: diâmetro da pupila e movimentos oculares. No que se refere ao rastreamento ocular, recomenda-se considerar ambos os tipos de medida, pois são complementares no estudo do comportamento visual. O diâmetro da pupila reflete o estado interno do indivíduo e pode indicar, por exemplo, se ele está cognitivamente ativo. Os movimentos oculares revelam estratégias de busca que dependem da natureza da tarefa.

A análise do olhar humano por meio do rastreamento ocular mostra-se uma ferramenta poderosa para compreender padrões visuais em tarefas cognitivas, quantificando com precisão a alocação da atenção e sugerindo como o cérebro processa informações visuais.

Os achados desta tese podem ter aplicações mais amplas, ou seja, não se limitam à avaliação de dor neonatal ou mesmo à área clínica, uma vez que os métodos implementados

independem do contexto. Estudos futuros podem expandir essas análises com novas abordagens, como o uso de redes neurais baseadas em álgebra tensorial, incluindo arquiteturas profundas para classificação automatizada de padrões visuais. Ademais, ainda há outras variáveis dos movimentos oculares que podem ser investigadas e incorporadas aos modelos de grafos, tais como a entropia das transições (KREJTZ et al., 2014, 2015).

A integração desses métodos com outras tecnologias de aquisição de bios-sinais, como eletroencefalografia, pode enriquecer a compreensão dos mecanismos cognitivos envolvidos na percepção visual, abrindo novas possibilidades para pesquisas e aplicações práticas.

Como perspectiva de continuidade, destaca-se que nenhum dos estudos considerou a acurácia das avaliações realizadas pelos participantes, isto é, não foi analisado se os padrões de exploração visual e as respostas pupilares estavam associados ao acerto ou erro na identificação da dor neonatal. Investigar essa relação pode fornecer evidências mais diretas sobre quais estratégias visuais e marcadores fisiológicos estão efetivamente ligados a decisões mais precisas.

## REFERÊNCIAS

- ADAMO, Stephen H; CAIN, Matthew S; MITROFF, Stephen R. Self-induced attentional blink: A cause of errors in multiple-target search. **Psychological science**, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 24, n. 12, p. 2569–2574, 2013.
- AGUILAR, Luis Joyanes. **Fundamentos de Programação-: Algoritmos, estruturas de dados e objetos**. [S.l.]: AMGH Editora, 2008.
- ALBERT, Bill; TULLIS, Tom. **Measuring the user experience: collecting, analyzing, and presenting usability metrics**. [S.l.]: Newnes, 2013.
- ALEXANDRIDIS, Evangelos; TELGER, Terry; BLODI, FC. **The pupil**. [S.l.]: Springer, 1985.
- ANAND, Karthika; SCALZO, Frank. Can Adverse Neonatal Experiences Alter Brain Development and Subsequent Behavior? **Biology of the neonate**, v. 77, p. 69–82, mar. 2000. DOI: 10.1159/000014197.
- BALDA, Rita de Cássia Xavier; GUINSBURG, Ruth. A linguagem da dor no recém-nascido. **Documento Científico do Departamento de Neonatologia. Sociedade Brasileira de Pediatria**, 2018.
- BALDA, Rita de Cássia Xavier et al. The recognition of facial expression of pain in full-term newborns by parents and health professionals. **Archives of pediatrics & adolescent medicine**, American Medical Association, v. 154, n. 10, p. 1009–1016, 2000.
- BANDARA, Nuwan Sriyantha et al. EyeGraph: Modularity-aware Spatio Temporal Graph Clustering for Continuous Event-based Eye Tracking. In: NEURAL Information Processing Systems. [S.l.: s.n.], 2024. Disponível em: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:276318221>.
- BARROS, Marina Carvalho de Moraes et al. Identification of pain in neonates: the adults' visual perception of neonatal facial features. **Journal of Perinatology**, Nature Publishing Group US New York, v. 41, n. 9, p. 2304–2308, 2021.
- BEDNARIK, Roman et al. Applying eye-movement tracking to program visualization. In: IEEE. 2005 IEEE Symposium on Visual Languages and Human-Centric Computing (VL/HCC'05). [S.l.: s.n.], 2005. P. 302–304.
- BERBAUM, KS et al. Satisfaction Of Search In Diagnostic Radiology. **Investigative Radiology**, LWW, v. 24, n. 12, s113, 1989.
- BERGSTROM, Jennifer Romano; SCHALL, Andrew. **Eye tracking in user experience design**. [S.l.]: Elsevier, 2014.
- BIRMINGHAM, Elina; BISCHOF, Walter F; KINGSTONE, Alan. Social attention and real-world scenes: The roles of action, competition and social content. **Quarterly journal of experimental psychology**, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 61, n. 7, p. 986–998, 2008.

BLASCHECK, Tanja; RASCHKE, Michael; ERTL, Thomas. Circular heat map transition diagram. In: PROCEEDINGS of the 2013 Conference on Eye Tracking South Africa. [S.l.: s.n.], 2013. P. 58–61.

BLASCHECK, Tanja et al. AOI hierarchies for visual exploration of fixation sequences. In: PROCEEDINGS of the Ninth Biennial ACM Symposium on Eye Tracking Research & Applications. [S.l.: s.n.], 2016. P. 111–118.

BLASCHECK, Tanja et al. Exploring eye movements with node-link graph layouts. In: EYE Tracking for Spatial Research, Proceedings of the 3rd International Workshop. [S.l.: s.n.], 2018.

BOJKO, Agnieszka. Using eye tracking to compare web page designs: A case study. **Journal of Usability Studies**, Usability Professionals' Association Bloomingdale, IL, v. 1, n. 3, p. 112–120, 2006.

BRANDT, Stephan A; STARK, Lawrence W. Spontaneous eye movements during visual imagery reflect the content of the visual scene. **Journal of cognitive neuroscience**, MIT Press, v. 9, n. 1, p. 27–38, 1997.

BRUNYÉ, Tad T; GARDONY, Aaron L. Eye tracking measures of uncertainty during perceptual decision making. **International Journal of Psychophysiology**, Elsevier, v. 120, p. 60–68, 2017.

BRUNYÉ, Tad T et al. A review of eye tracking for understanding and improving diagnostic interpretation. **Cognitive research: principles and implications**, SpringerOpen, v. 4, n. 1, p. 1–16, 2019.

BRUNYÉ, Tad T et al. Accuracy is in the eyes of the pathologist: the visual interpretive process and diagnostic accuracy with digital whole slide images. **Journal of biomedical informatics**, Elsevier, v. 66, p. 171–179, 2017.

BURCH, Michael; KURZHALS, Kuno. Teaching Eye Tracking: Challenges and Perspectives. **Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction**, ACM New York, NY, USA, v. 8, ETRA, p. 1–17, 2024.

CAIN, MS; ADAMO, SH; MITROFF, SR. A taxonomy of multiple-target search errors. **Visual Cognition**, v. 21, n. 7, p. 899–921, 2013.

CARLINI, Lucas Pereira et al. Human vs machine towards neonatal pain assessment: A comprehensive analysis of the facial features extracted by health professionals, parents, and convolutional neural networks. **Artificial Intelligence in Medicine**, Elsevier, v. 147, p. 102724, 2024.

CÁSSIA XAVIER BALDA, Rita de; GUINSBURG, Ruth. Perceptions of neonatal pain. **Neoreviews**, American Academy of Pediatrics, v. 8, n. 12, e533–e542, 2007.

CHAN, YT. **Wavelet basics**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 1994.



CHEN, Chong et al. Reinforcement learning-based distant supervision relation extraction for fault diagnosis knowledge graph construction under industry 4.0. **Advanced Engineering Informatics**, Elsevier, v. 55, p. 101900, 2023.

COECKELBERGH, Tanja RM et al. The effect of visual field defects on driving performance: a driving simulator study. **Archives of ophthalmology**, American Medical Association, v. 120, n. 11, p. 1509–1516, 2002.

COSTA, Polyanna Possani da. Teoria dos grafos e suas aplicações. Universidade Estadual Paulista (Unesp), 2011.

COVER, Thomas M. **Elements of information theory**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 1999.

DE BRUIN, JA; MALAN, KM; ELOFF, JHP. Saccade deviation indicators for automated eye tracking analysis. In: PROCEEDINGS of the 2013 conference on eye tracking south africa. [S.l.: s.n.], 2013. P. 47–54.

DEINDL, Philipp et al. Eyes on Newborns: How NICU Staff's Attention and Emotions Shape Neonatal Pain Assessment. **European Journal of Pain**, Wiley Online Library, v. 29, n. 3, e4791, 2025.

DONOVAN, Tim; LITCHFIELD, Damien. Looking for cancer: Expertise related differences in searching and decision making. **Applied Cognitive Psychology**, Wiley Online Library, v. 27, n. 1, p. 43–49, 2013.

DUARTE, Gabriel Lemes. O Intencional nos primeiros trabalhos de Franz Brentano e o seu horizonte aristotélico (1862-1867). **Revista Lumen-ISSN: 2447-8717**, v. 9, n. 17, p. 29–49, 2024.

DUCHOWSKI, Andrew T; DUCHOWSKI, Andrew T. **Eye tracking methodology: Theory and practice**. [S.l.]: Springer, 2017.

DUCHOWSKI, Andrew T et al. The index of pupillary activity: Measuring cognitive load vis-à-vis task difficulty with pupil oscillation. In: PROCEEDINGS of the 2018 CHI conference on human factors in computing systems. [S.l.: s.n.], 2018. P. 1–13.

DUCHOWSKI, Andrew T et al. The low/high index of pupillary activity. In: PROCEEDINGS of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. [S.l.: s.n.], 2020. P. 1–12.

EBISAWA, Yoshinobu; SATOH, S-I. Effectiveness of pupil area detection technique using two light sources and image difference method. In: IEEE. PROCEEDINGS of the 15th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Societ. [S.l.: s.n.], 1993. P. 1268–1269.

EGEDE, Joy et al. Automatic neonatal pain estimation: An acute pain in neonates database. In: IEEE. 2019 8th international conference on affective computing and intelligent interaction (ACII). [S.l.: s.n.], 2019. P. 1–7.

ENDRISS, Uille; GRANDI, Umberto. Graph aggregation. In: COMPANION Proceedings of the The Web Conference 2018. [S.l.: s.n.], 2018. P. 447–450.

ENGELKE, Ulrich et al. Visual attention in quality assessment. **IEEE Signal Processing Magazine**, IEEE, v. 28, n. 6, p. 50–59, 2011.

EVEN, Shimon. **Graph algorithms**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2011.

FISHER, Dennis F; MONTY, Richard A; SENDERS, John W. **Eye movements: Cognition and visual perception**. [S.l.]: Routledge, 2017. v. 8.

FITTS, Paul M; JONES, Richard E; MILTON, John L et al. Eye movements of aircraft pilots during instrument-landing approaches. **Ergonomics: Psychological mechanisms and models in ergonomics**, v. 3, p. 56, 2005.

FORTUNATO, Santo; CASTELLANO, Claudio. Community structure in graphs. In: COMPUTATIONAL complexity. [S.l.]: Springer, 2012. P. 490–512.

FOULSHAM, Thomas. **Saliency and eye movements in the perception of natural scenes**. 2008. Tese (Doutorado) – University of Nottingham.

GHALMANE, Zakariya et al. Extracting modular-based backbones in weighted networks. **Inf. Sci.**, v. 576, p. 454–474, 2021. Disponível em: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:237662989>.

GHONIEM, Mohammad; FEKETE, J-D; CASTAGLIOLA, Philippe. A comparison of the readability of graphs using node-link and matrix-based representations. In: IEEE. IEEE symposium on information visualization. [S.l.: s.n.], 2004. P. 17–24.

GOLDBERG, Joseph H; HELFMAN, Jonathan I. Scanpath clustering and aggregation. In: PROCEEDINGS of the 2010 symposium on eye-tracking research & applications. [S.l.: s.n.], 2010. P. 227–234.

GOLDBERG, Joseph H; KOTVAL, Xerxes P. Computer interface evaluation using eye movements: methods and constructs. **International journal of industrial ergonomics**, Elsevier, v. 24, n. 6, p. 631–645, 1999.

GRAY, Lyle S; WINN, Barry; GILMARTIN, Bernard. Accommodative microfluctuations and pupil diameter. **Vision Research**, Elsevier, v. 33, n. 15, p. 2083–2090, 1993.

GRINDINGER, Thomas J et al. Algorithm for discriminating aggregate gaze points: comparison with salient regions-of-interest. In: SPRINGER. ASIAN Conference on Computer Vision. [S.l.: s.n.], 2010. P. 390–399.

GRUNAU, Ruth E; HOLSTI, Liisa; PETERS, Jeroen WB. Long-term consequences of pain in human neonates. In: ELSEVIER, 4. SEMINARS in Fetal and Neonatal Medicine. [S.l.: s.n.], 2006. v. 11, p. 268–275.

GRUNAU, Ruth VE; CRAIG, Kenneth D. Pain expression in neonates: facial action and cry. **Pain**, LWW, v. 28, n. 3, p. 395–410, 1987.

GRUNAU, Ruth VE; JOHNSTON, Celeste C; CRAIG, Kenneth D. Neonatal facial and cry responses to invasive and non-invasive procedures. **Pain**, LWW, v. 42, n. 3, p. 295–305, 1990.

GU, Yi et al. ETGraph: A graph-based approach for visual analytics of eye-tracking data. **Computers & Graphics**, Elsevier, v. 62, p. 1–14, 2017.

GUINSBURG, Ruth. Avaliação e tratamento da dor no recém-nascido. **J Pediatr (Rio J)**, v. 75, n. 3, p. 149–60, 1999.

GUO, Fu et al. Can eye-tracking data be measured to assess product design?: Visual attention mechanism should be considered. **International Journal of Industrial Ergonomics**, Elsevier, v. 53, p. 229–235, 2016.

GUR, David et al. Changes in breast cancer detection and mammography recall rates after the introduction of a computer-aided detection system. **Journal of the National Cancer Institute**, Oxford University Press, v. 96, n. 3, p. 185–190, 2004.

HALL, Byron; HENNINGSEN, David Dryden. Social facilitation and human–computer interaction. **Computers in human behavior**, Elsevier, v. 24, n. 6, p. 2965–2971, 2008.

HANSEN, Dan Witzner; JI, Qiang. In the eye of the beholder: A survey of models for eyes and gaze. **IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence**, IEEE, v. 32, n. 3, p. 478–500, 2009.

HAULAND, G; DUIJM, NJ. Eye movement based measures of Team Situation Awareness (TSA). In: KYOTO UNIVERSITY. JAPAN-HALDEN MMS Workshop. [S.l.: s.n.], 2002. P. 82–85.

HEALEY, C; INTERRANTE, V; RHEINGANS, P. Fundamental issues of visual perception for effective image generation. In: SIGGRAPH. [S.l.: s.n.], 1999. v. 99, p. 1–42.

HEIDERICH, Tatiany Marcondes; LESLIE, Ana Teresa Figueiredo Stochero; GUINSBURG, Ruth. Neonatal procedural pain can be assessed by computer software that has good sensitivity and specificity to detect facial movements. **Acta Paediatrica**, Wiley Online Library, v. 104, n. 2, e63–e69, 2015.

HEIN, Elisabeth; ROLKE, Bettina; ULRICH, Rolf. Visual attention and temporal discrimination: Differential effects of automatic and voluntary cueing. **Visual Cognition**, Taylor & Francis, v. 13, n. 1, p. 29–50, 2006.

HESSELS, Roy S et al. The area-of-interest problem in eyetracking research: A noise-robust solution for face and sparse stimuli. **Behavior research methods**, Springer, v. 48, n. 4, p. 1694–1712, 2016.

HOFFMAN, Donald D. **Conscious Realism and the Mind-Body Problem**. [S.l.: s.n.], 2024. <https://sites.socsci.uci.edu/~ddhoff/cb.html>. Acessado em 03/09/2024.

HOLMQVIST, Kenneth et al. **Eye tracking: A comprehensive guide to methods and measures**. [S.l.]: OUP Oxford, 2011.

HUDSON-BARR, Diane et al. Validation of the pain assessment in neonates (PAIN) scale with the neonatal infant pain scale (NIPS). **Neonatal Network**, v. 21, n. 6, p. 15–22, 2002.

HUMMEL, P et al. Clinical reliability and validity of the N-PASS: neonatal pain, agitation and sedation scale with prolonged pain. **Journal of perinatology**, Nature Publishing Group, v. 28, n. 1, p. 55–60, 2008.

ITTI, Laurent; KOCH, Christof. Computational modelling of visual attention. **Nature reviews neuroscience**, Nature Publishing Group UK London, v. 2, n. 3, p. 194–203, 2001.

JARODZKA, Halszka; HOLMQVIST, Kenneth; NYSTRÖM, Marcus. A vector-based, multidimensional scanpath similarity measure. In: **PROCEEDINGS of the 2010 symposium on eye-tracking research & applications**. [S.l.: s.n.], 2010. P. 211–218.

JAYAWARDENA, Gavindya et al. Pilot study of audiovisual speech-in-noise (sin) performance of young adults with adhd. In: **ACM symposium on eye tracking research and applications**. [S.l.: s.n.], 2020. P. 1–5.

JEPMA, Marieke; NIEUWENHUIS, Sander. Pupil diameter predicts changes in the exploration–exploitation trade-off: Evidence for the adaptive gain theory. **Journal of cognitive neuroscience**, MIT Press One Rogers Street, Cambridge, MA 02142-1209, USA journals-info, v. 23, n. 7, p. 1587–1596, 2011.

KARSH, Robert; BREITENBACH, Francis W. Looking at looking: The amorphous fixation measure. In: **EYE movements and psychological functions**. [S.l.]: Routledge, 2021. P. 53–64.

KASPAR, Kai et al. Emotions' impact on viewing behavior under natural conditions. **PloS one**, Public Library of Science San Francisco, USA, v. 8, n. 1, e52737, 2013.

KASSIRER, Jerome P; WONG, John B; KOPELMAN, Richard I. Learning clinical reasoning, 1991.

KOCH, Maurice et al. Visualization Psychology for Eye Tracking Evaluation. In: **VISUALIZATION Psychology**. [S.l.]: Springer International Publishing, 2023. P. 243–260. ISBN 9783031347382. DOI: 10.1007/978-3-031-34738-2\_10. Disponível em: [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-031-34738-2\\_10](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-031-34738-2_10).

KOLLMORGEN, Sepp et al. Influence of low-level stimulus features, task dependent factors, and spatial biases on overt visual attention. **PLoS computational biology**, Public Library of Science San Francisco, USA, v. 6, n. 5, e1000791, 2010.

KOMOGORTSEV, Oleg V et al. Standardization of automated analyses of oculomotor fixation and saccadic behaviors. **IEEE Transactions on biomedical engineering**, IEEE, v. 57, n. 11, p. 2635–2645, 2010.

KREJTZ, Krzysztof et al. Entropy-based statistical analysis of eye movement transitions. In: **PROCEEDINGS of the Symposium on Eye Tracking Research and Applications**. [S.l.: s.n.], 2014. P. 159–166.

KREJTZ, Krzysztof et al. Eye tracking cognitive load using pupil diameter and microsaccades with fixed gaze. **PloS one**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 13, n. 9, e0203629, 2018.

KREJTZ, Krzysztof et al. Gaze transition entropy. **ACM Transactions on Applied Perception (TAP)**, ACM New York, NY, USA, v. 13, n. 1, p. 1–20, 2015.

KUNDEL, Harold L et al. Using gaze-tracking data and mixture distribution analysis to support a holistic model for the detection of cancers on mammograms. **Academic radiology**, Elsevier, v. 15, n. 7, p. 881–886, 2008.

KUNDEL, HL; NODINE, Calvin F. A short history of image perception in medical radiology. **The handbook of medical image perception and techniques**, Cambridge University Press: London, UK, p. 9–20, 2010.

KUNDEL, HL; NODINE, CF. **Studies of Eye Movements and Visual Search in Radiology**, ; Senders, JW, Fisher, DF, Monty, RA, Eds. [S.l.]: Lawrence Erlbaum Associates: Mahwah, NJ, USA, 1978.

LAUREN, Stefan; BELARDINELLI, Francesco; TONI, Francesca. Aggregating Bipolar Opinions (With Appendix). **arXiv preprint arXiv:2102.02881**, 2021.

LEDLEY, RS; LUSTED, LB. Reason- Reading, Mass. 1959. ing foundations of medical diagnosis. 10. **Sterling, TD and Perry, H., Planning SCIENCE**, v. 130, p. 9, 1959.

LEONARDS, Ute; SCOTT-SAMUEL, Nicholas E. Idiosyncratic initiation of saccadic face exploration in humans. **Vision research**, Elsevier, v. 45, n. 20, p. 2677–2684, 2005.

LIU, Taosheng; STEVENS, Sean T; CARRASCO, Marisa. Comparing the time course and efficacy of spatial and feature-based attention. **Vision research**, Elsevier, v. 47, n. 1, p. 108–113, 2007.

LOPES, Raul HC. Kolmogorov-smirnov test. In: **INTERNATIONAL encyclopedia of statistical science**. [S.l.]: Springer, 2011. P. 718–720.

MAHANAMA, Bhanuka et al. Eye Movement and Pupil Measures: A Review. **Frontiers in Computer Science**, Frontiers Media SA, v. 3, p. 733531, 2022.

MANNING, David et al. How do radiologists do it? The influence of experience and training on searching for chest nodules. **Radiography**, Elsevier, v. 12, n. 2, p. 134–142, 2006.

MANOR, Barry R; GORDON, Evian. Defining the temporal threshold for ocular fixation in free-viewing visuocognitive tasks. **Journal of neuroscience methods**, Elsevier, v. 128, n. 1-2, p. 85–93, 2003.

MARIEB, Elaine N. **Anatomia humana**. [S.l.]: Pearson, 2014.

MARSHALL, Sandra P. **Method and apparatus for eye tracking and monitoring pupil dilation to evaluate cognitive activity**. [S.l.]: Google Patents, jul. 2000. US Patent 6,090,051.

MARSHALL, Sandra P. The index of cognitive activity: Measuring cognitive workload. In: IEEE. PROCEEDINGS of the IEEE 7th conference on Human Factors and Power Plants. [S.l.: s.n.], 2002. P. 7–7.

MAZAHARI, Ali et al. Pre-stimulus activity predicts the winner of top-down vs. bottom-up attentional selection. **PloS one**, Public Library of Science San Francisco, USA, v. 6, n. 2, e16243, 2011.

MCCAIN, Kevin. Majority Rules? (Group Belief Aggregation). In. Disponível em: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:236850990>.

MCKONE, Elinor; PALERMO, Romina. A strong role for nature in face recognition. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, National Academy of Sciences, v. 107, n. 11, p. 4795–4796, 2010.

MEGAW, ED; RICHARDSON, J. Eye movements and industrial inspection. **Applied Ergonomics**, Elsevier, v. 10, n. 3, p. 145–154, 1979.

MEGHANATHAN, Radha Nila; NIKOLAEV, Andrey R; LEEUWEN, Cees van. Refixation patterns reveal memory-encoding strategies in free viewing. **Attention, Perception, & Psychophysics**, Springer, v. 81, n. 7, p. 2499–2516, 2019.

MELLO-THOMS, Claudia et al. Effects of lesion conspicuity on visual search in mammogram reading1. **Academic radiology**, Elsevier, v. 12, n. 7, p. 830–840, 2005.

MELNYK, Kateryna; FRIEDMAN, Lee; KOMOGORTSEV, Oleg V. What can entropy metrics tell us about the characteristics of ocular fixation trajectories? **Plos one**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 19, n. 1, e0291823, 2024.

MELO, Gleicia Martins de et al. Escalas de avaliação de dor em recém-nascidos: revisão integrativa. **Revista Paulista de Pediatria**, SciELO Brasil, v. 32, p. 395–402, 2014.

MOHANTY, Aprajita; SUSSMAN, Tamara J. **Top-down modulation of attention by emotion**. v. 7. [S.l.]: Frontiers Media SA, 2013. P. 102.

MOORE, Tirin; ZIRNSAK, Marc. Neural mechanisms of selective visual attention. **Annual review of psychology**, Annual Reviews, v. 68, n. 1, p. 47–72, 2017.

MORIMOTO, Carlos Hitoshi et al. Pupil detection and tracking using multiple light sources. **Image and vision computing**, Elsevier, v. 18, n. 4, p. 331–335, 2000.

AL-MOTERI, Modi Owied et al. Eye tracking to investigate cue processing in medical decision-making: A scoping review. **Computers in Human Behavior**, Elsevier, v. 66, p. 52–66, 2017.

MOTOKI, Kosuke; SAITO, Toshiki; ONUMA, Takuya. Eye-tracking research on sensory and consumer science: A review, pitfalls and future directions. **Food Research International**, Elsevier, v. 145, p. 110389, 2021.

NEWMAN, MARK EJ. **Networks: an introduction**. [S.l.]: Oxford university press, 2010.

O'REGAN, J Kevin et al. Convenient fixation location within isolated words of different length and structure. **Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance**, American Psychological Association, v. 10, n. 2, p. 250, 1984.

OLSSON, Emma et al. The use and reporting of neonatal pain scales: a systematic review of randomized trials. **Pain**, LWW, v. 162, n. 2, p. 353–360, 2021.

ONNELA, Jukka-Pekka et al. Intensity and coherence of motifs in weighted complex networks. **Physical Review E—Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics**, APS, v. 71, n. 6, p. 065103, 2005.

ORSI, Rafael Nobre. Análise da capacidade cognitiva humana por meio do processamento de sinais pupilares em testes visuais, 2018.

ORSI, Rafael Nobre et al. Visual attention during neonatal pain assessment: A 2-s exposure to a facial expression is sufficient. **Electronics Letters**, Wiley Online Library, v. 59, n. 6, e12756, 2023.

PAVLOVIĆ, Nataša; JENSEN, Kristian. Eye tracking translation directionality. **Translation research projects 2**, Intercultural Studies Group, p. 93–109, 2009.

PEREIRA, Andrea Lübe de S Thiago et al. Validity of behavioral and physiologic parameters for acute pain assessment of term newborn infants. **São Paulo medical journal**, SciELO Brasil, v. 117, p. 72–80, 1999.

PHUNG, Xuan Kien; HAMEL, Sylvie. Efficient space reduction techniques by optimized majority rules for the Kemeny aggregation problem. **ArXiv**, abs/2506.15097, 2025. Disponível em: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:279447332>.

PONSODA, Vincente; SCOTT, D; FINDLAY, John M. A probability vector and transition matrix analysis of eye movements during visual search. **Acta psychologica**, Elsevier, v. 88, n. 2, p. 167–185, 1995.

PORTERFIELD, William. **A Treatise on the Eye: The Manner and Phænomena of Vision...** [S.l.]: A. Miller at London, for G. Hamilton e J. Balfour at Edinburgh, 1759. v. 1.

PRATT, John W. Remarks on zeros and ties in the Wilcoxon signed rank procedures. **Journal of the American Statistical Association**, Taylor & Francis, v. 54, n. 287, p. 655–667, 1959.

PRIVITERA, Claudio M et al. Pupil dilation during visual target detection. **Journal of Vision**, The Association for Research in Vision e Ophthalmology, v. 10, n. 10, p. 3–3, 2010.

RADACH, Ralph; HYONA, Jukka; DEUBEL, Heiner. **The mind's eye: Cognitive and applied aspects of eye movement research**. [S.l.]: Elsevier, 2003.

RAJU, Mehedi Hasan et al. Temporal persistence and intercorrelation of embeddings learned by an end-to-end deep learning eye movement-driven biometrics pipeline. **arXiv preprint arXiv:2402.16399**, 2024.

RAMOS GAMEIRO, Ricardo et al. Exploration and exploitation in natural viewing behavior. **Scientific Reports**, Nature Publishing Group UK London, v. 7, n. 1, p. 2311, 2017.

RAUTHMANN, John F et al. Eyes as windows to the soul: Gazing behavior is related to personality. **Journal of Research in Personality**, Elsevier, v. 46, n. 2, p. 147–156, 2012.

RENSINK, Ronald A. Internal vs. external information in visual perception. In: PROCEEDINGS of the 2nd international symposium on Smart graphics. [S.l.: s.n.], 2002. P. 63–70.

RICH, Anina N et al. Why do we miss rare targets? Exploring the boundaries of the low prevalence effect. **Journal of vision**, The Association for Research in Vision e Ophthalmology, v. 8, n. 15, p. 15–15, 2008.

RICOU, Camille et al. Pupil dilation reflects the social and motion content of faces. **Social cognitive and affective neuroscience**, Oxford University Press UK, v. 19, n. 1, nsae055, 2024.

SALTHOUSE, Timothy A; ELLIS, Cecil L. Determinants of eye-fixation duration. **The American journal of psychology**, JSTOR, p. 207–234, 1980.

SALVUCCI, Dario D; GOLDBERG, Joseph H. Identifying fixations and saccades in eye-tracking protocols. In: PROCEEDINGS of the 2000 symposium on Eye tracking research & applications. [S.l.: s.n.], 2000. P. 71–78.

SAMUEL, Salim et al. Mechanism of satisfaction of search: eye position recordings in the reading of chest radiographs. **Radiology**, v. 194, n. 3, p. 895–902, 1995.

SARAMÄKI, Jari et al. Generalizations of the clustering coefficient to weighted complex networks. **Physical Review E—Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics**, APS, v. 75, n. 2, p. 027105, 2007.

SCHWALM, Miriam; JUBAL, Eduardo Rosales. Back to pupillometry: how cortical network state fluctuations tracked by pupil dynamics could explain neural signal variability in human cognitive neuroscience. **ENeuro**, Society for Neuroscience, v. 4, n. 6, 2017.

SCHWIEDRZIK, Caspar M; SUDMANN, Sandrin S. Pupil diameter tracks statistical structure in the environment to increase visual sensitivity. **Journal of Neuroscience**, Soc Neuroscience, v. 40, n. 23, p. 4565–4575, 2020.

SELVANATHAN, Thiviya et al. Early-life exposure to analgesia and 18-month neurodevelopmental outcomes in very preterm infants. **Pediatric Research**, Nature Publishing Group US New York, v. 94, n. 2, p. 738–746, 2023.



SILVA JÚNIOR, LR da. Métricas cognitivas para análise de proficiência em xadrez baseadas em sinais de eletroencefalograma e movimentos oculares. Centro Universitário FEI, São Bernardo do Campo, 2021.

SKARAMAGKAS, Vasileios et al. Review of eye tracking metrics involved in emotional and cognitive processes. **IEEE reviews in biomedical engineering**, IEEE, v. 16, p. 260–277, 2021.

SNIDER, Joseph et al. Distraction “Hangover”: Characterization of the Delayed Return to Baseline Driving Risk After Distracting Behaviors. **Human factors**, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, p. 00187208211012218, 2021.

SOARES, Juliana do Carmo Azevedo et al. Looking at neonatal facial features of pain: do health and non-health professionals differ? **Jornal de Pediatria**, SciELO Brasil, v. 98, n. 4, p. 406–412, 2022.

STAUB, Adrian; BENATAR, Ashley. Individual differences in fixation duration distributions in reading. **Psychonomic Bulletin & Review**, Springer, v. 20, n. 6, p. 1304–1311, 2013.

SU, Ying; ZHANG, Yong. Automatic construction of subject knowledge graph based on educational big data. In: PROCEEDINGS of the 2020 3rd International Conference on Big Data and Education. [S.l.: s.n.], 2020. P. 30–36.

TAMANAKA, Fernanda G et al. Neonatal pain assessment: A Kendall analysis between clinical and visually perceived facial features. **Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization**, Taylor & Francis, v. 11, n. 3, p. 331–340, 2023.

TATLER, Benjamin W. The central fixation bias in scene viewing: Selecting an optimal viewing position independently of motor biases and image feature distributions. **Journal of vision**, The Association for Research in Vision e Ophthalmology, v. 7, n. 14, p. 4–4, 2007.

TATLER, Benjamin W; BADDELEY, Roland J; GILCHRIST, Iain D. Visual correlates of fixation selection: Effects of scale and time. **Vision research**, Elsevier, v. 45, n. 5, p. 643–659, 2005.

TOBII. [S.l.: s.n.], ago. 2012. Disponível em: <https://www.tobii.com/siteassets/tobii-pro/learn-and-support/analyze/how-do-we-classify-eye-movements/determining-the-tobii-pro-i-vt-fixation-filters-default-values.pdf>.

TORY, Melanie et al. Eyegaze analysis of displays with combined 2D and 3D views. In: IEEE. VIS 05. IEEE Visualization, 2005. [S.l.: s.n.], 2005. P. 519–526.

TSENG, Po-He et al. Quantifying center bias of observers in free viewing of dynamic natural scenes. **Journal of vision**, The Association for Research in Vision e Ophthalmology, v. 9, n. 7, p. 4–4, 2009.

VAN DER STIGCHEL, S et al. Oculomotor capture in ADHD. **Cognitive Neuropsychology**, Taylor & Francis, v. 24, n. 5, p. 535–549, 2007.

VASUDEV, C. **Graph theory with applications**. [S.l.]: New Age International, 2006.

VEHLEN, Antonia; STANDARD, William; DOMES, Gregor. How to choose the size of facial areas of interest in interactive eye tracking. **PLoS One**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 17, n. 2, e0263594, 2022.

WALTER, Jasmin L et al. Navigating Virtual Worlds: Examining Spatial Navigation Using a Graph Theoretical Analysis of Eye Tracking Data Recorded in Virtual Reality. In: **PROCEEDINGS of the 2023 Symposium on Eye Tracking Research and Applications**. [S.l.: s.n.], 2023. P. 1–2.

WANG, Jingbin et al. Embeddings based on relation-specific constraints for open world knowledge graph completion. **Applied Intelligence**, Springer, v. 53, n. 12, p. 16192–16204, 2023.

WARE, Colin. **Information visualization: perception for design**. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 2019.

WILMER, Jeremy B et al. Human face recognition ability is specific and highly heritable. **Proceedings of the National Academy of sciences**, National Academy of Sciences, v. 107, n. 11, p. 5238–5241, 2010.

WOLFE, Jeremy M. Guided search 2.0 a revised model of visual search. **Psychonomic bulletin & review**, Springer, v. 1, p. 202–238, 1994.

WOLFE, Jeremy M; HOROWITZ, Todd S; KENNER, Naomi M. Rare items often missed in visual searches. **Nature**, Nature Publishing Group, v. 435, n. 7041, p. 439–440, 2005.

WOLFE, Jeremy M; VAN WERT, Michael J. Varying target prevalence reveals two dissociable decision criteria in visual search. **Current biology**, Elsevier, v. 20, n. 2, p. 121–124, 2010.

XIA, Yi et al. Reason more like human: Incorporating meta information into hierarchical reinforcement learning for knowledge graph reasoning. **Applied Intelligence**, Springer, v. 53, n. 11, p. 13293–13308, 2023.

YANG, Kai-Fu; LI, Yongjie. Visual Attention Graph. **ArXiv**, abs/2503.08531, 2025. Disponible en: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:276929206>.

YANG, Zhuo et al. GazeGraphVis: Visual analytics of gaze behaviors at multiple graph levels for path tracing tasks. **Advanced Engineering Informatics**, Elsevier, v. 57, p. 102111, 2023.

YARBUS, Alfred L. **Eye movements and vision**. [S.l.]: Springer, 2013.

YASSIN, Ali et al. An evaluation tool for backbone extraction techniques in weighted complex networks. **Scientific Reports**, Nature Publishing Group UK London, v. 13, n. 1, p. 17000, 2023.

YAZDAN-SHAHMORAD, Padideh; SAMMAKNEJAD, Negar; BAKOUIE, Fatemeh. Graph-based analysis of visual scanning patterns: A developmental study on green and normal images. **Scientific Reports**, Nature Publishing Group UK London, v. 10, n. 1, p. 7791, 2020.

YOGHOURDJIAN, Vahan et al. Exploring the limits of complexity: A survey of empirical studies on graph visualisation. **Visual Informatics**, Elsevier, v. 2, n. 4, p. 264–282, 2018.

ZAMZMI, Ghada et al. A comprehensive and context-sensitive neonatal pain assessment using computer vision. **IEEE Transactions on Affective Computing**, IEEE, v. 13, n. 1, p. 28–45, 2019.

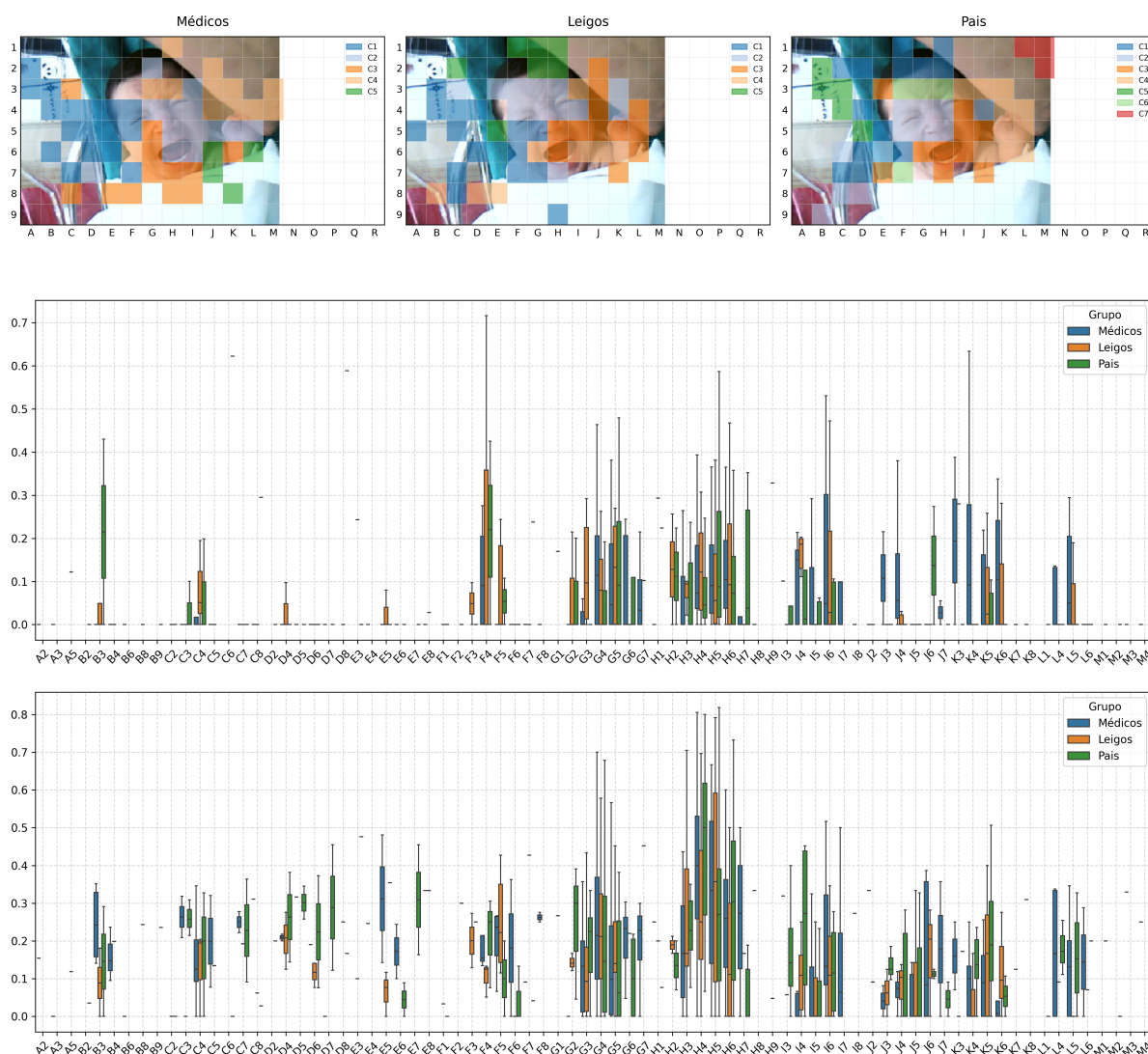
ZAMZMI, Ghada et al. A review of automated pain assessment in infants: features, classification tasks, and databases. **IEEE reviews in biomedical engineering**, IEEE, v. 11, p. 77–96, 2017.

ZAMZMI, Ghada et al. Convolutional neural networks for neonatal pain assessment. **IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science**, IEEE, v. 1, n. 3, p. 192–200, 2019.

ZHOU, Jie et al. Graph Neural Networks: A Review of Methods and Applications. **ArXiv**, abs/1812.08434, 2018. Disponível em: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:56517517>.

**ANEXO A – RESULTADOS DOS GRAFOS COMPOSTOS POR ÁREAS DE INTERESSE  
EM GRADES**

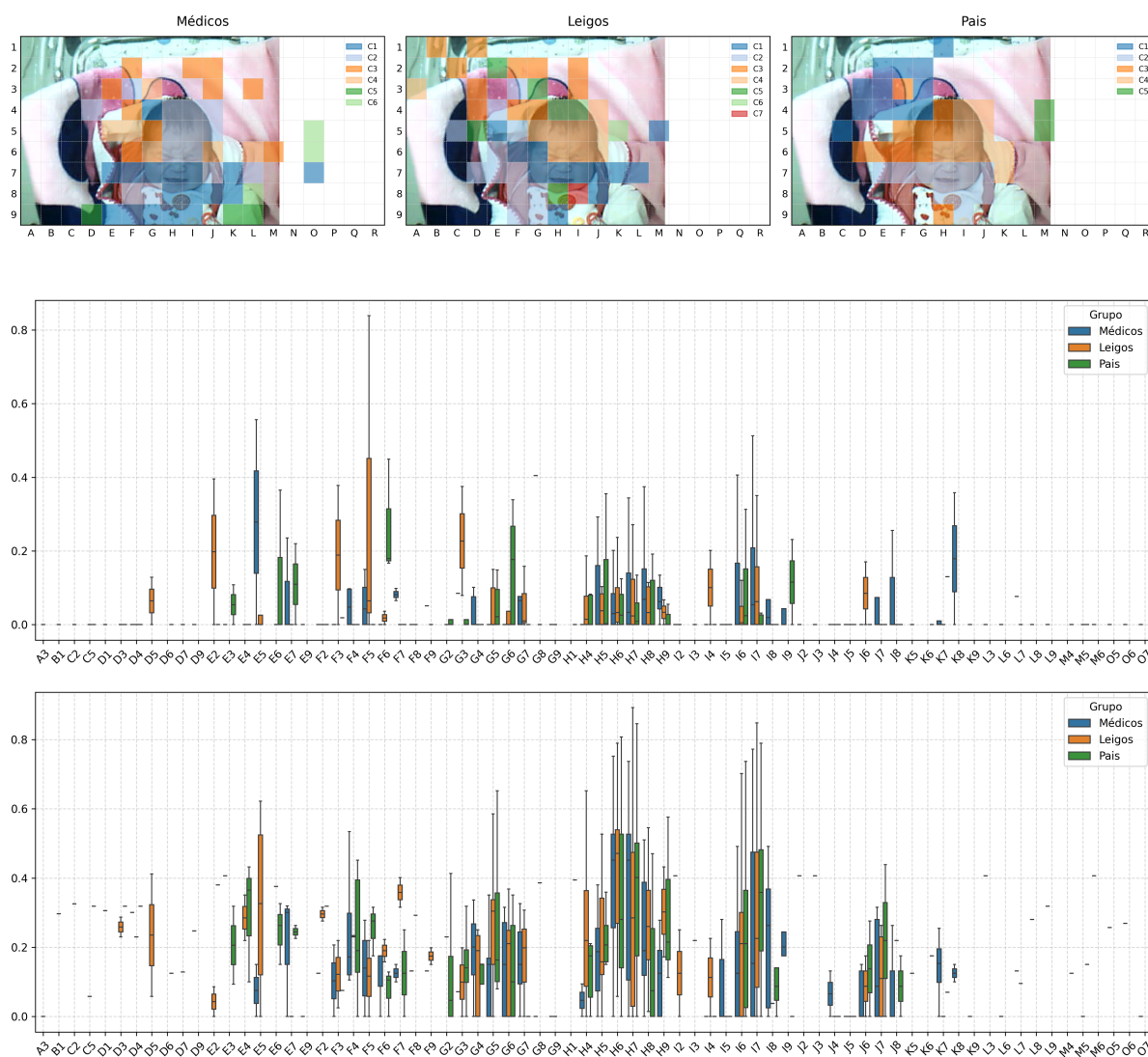
Figura 42 – Resultados das métricas para o Estímulo 01.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 01, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

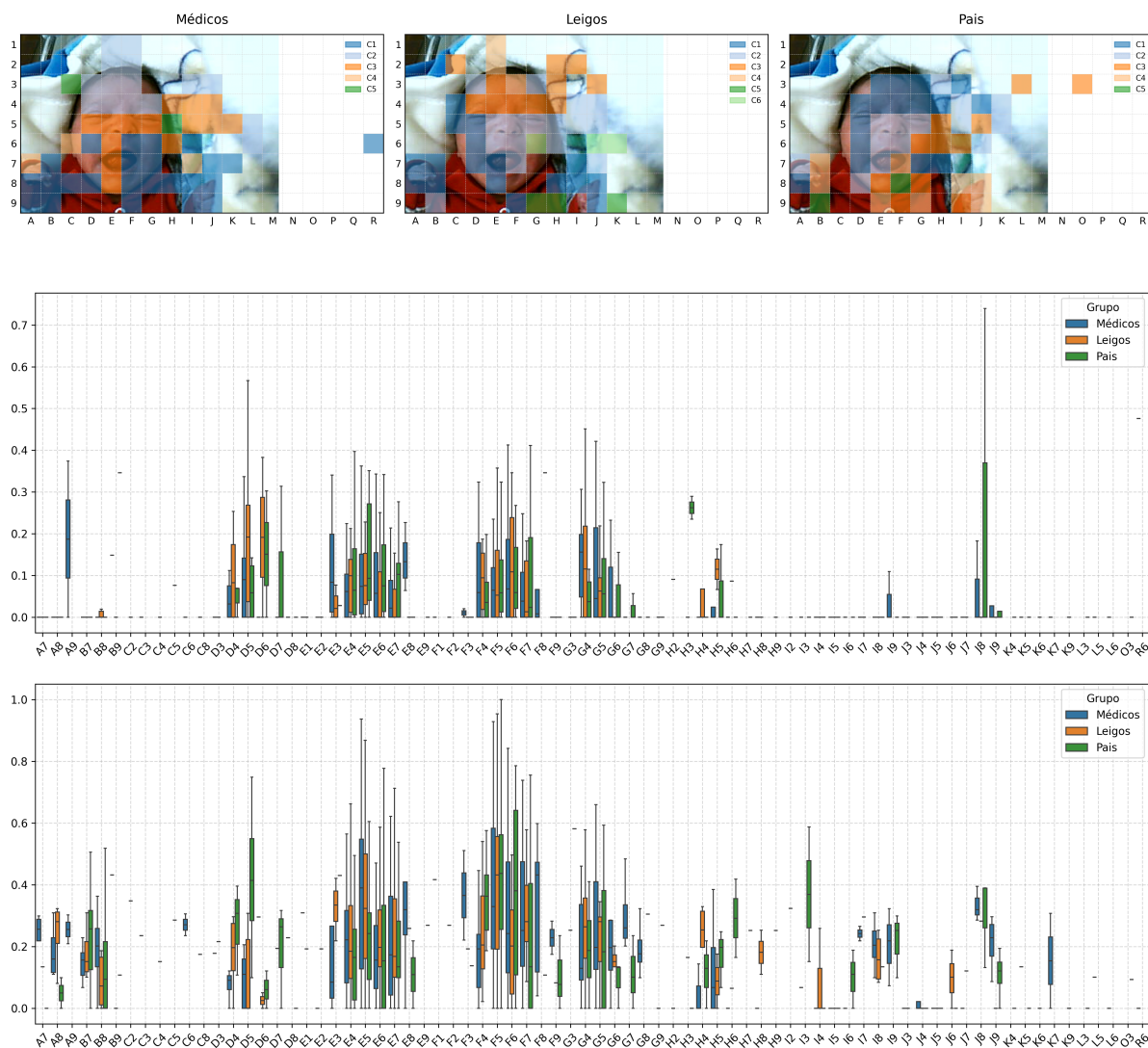
Figura 43 – Resultados das métricas para o Estímulo 02.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 02, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

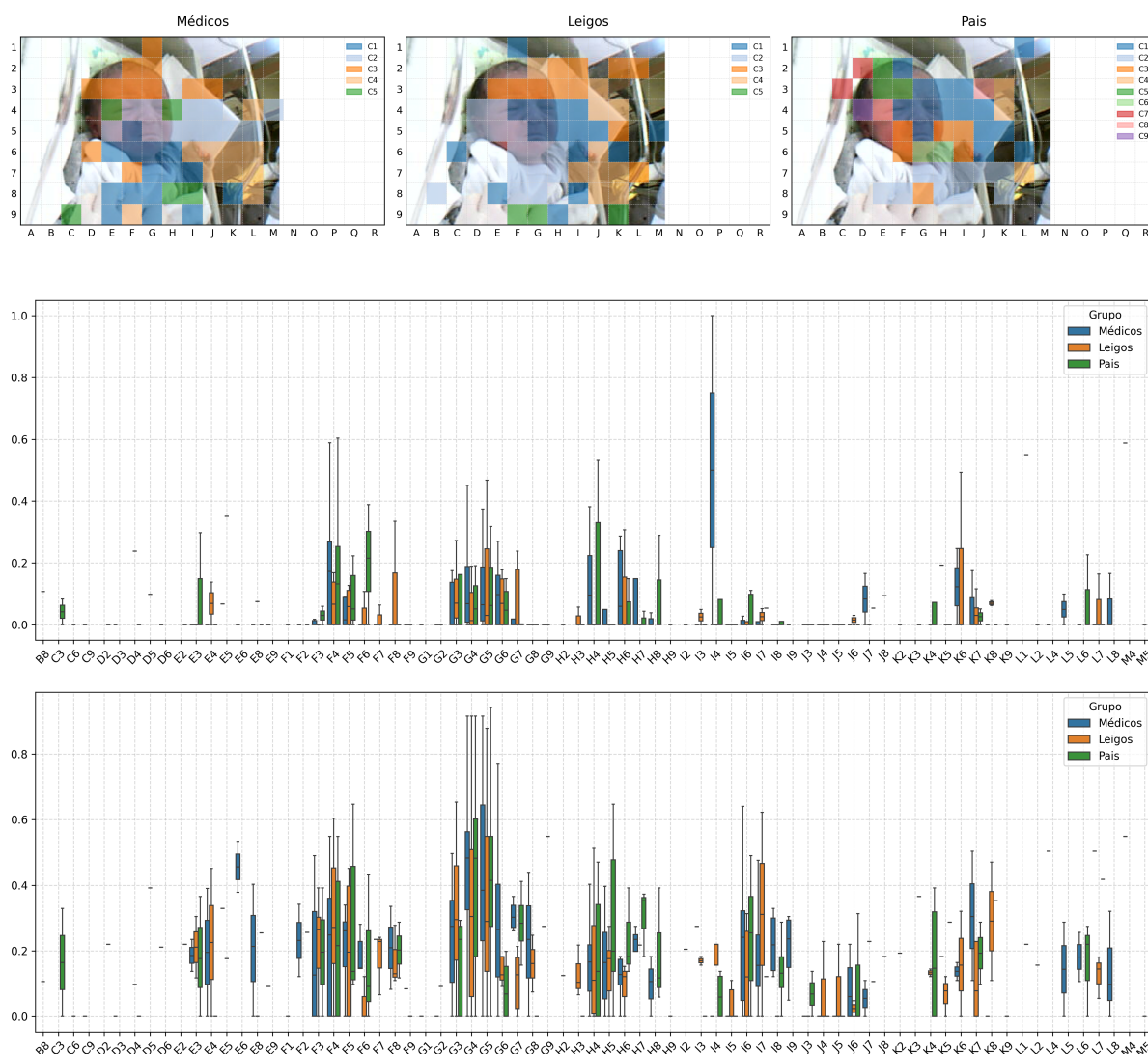
Figura 44 – Resultados das métricas para o Estímulo 03.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 03, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

Figura 45 – Resultados das métricas para o Estímulo 04.

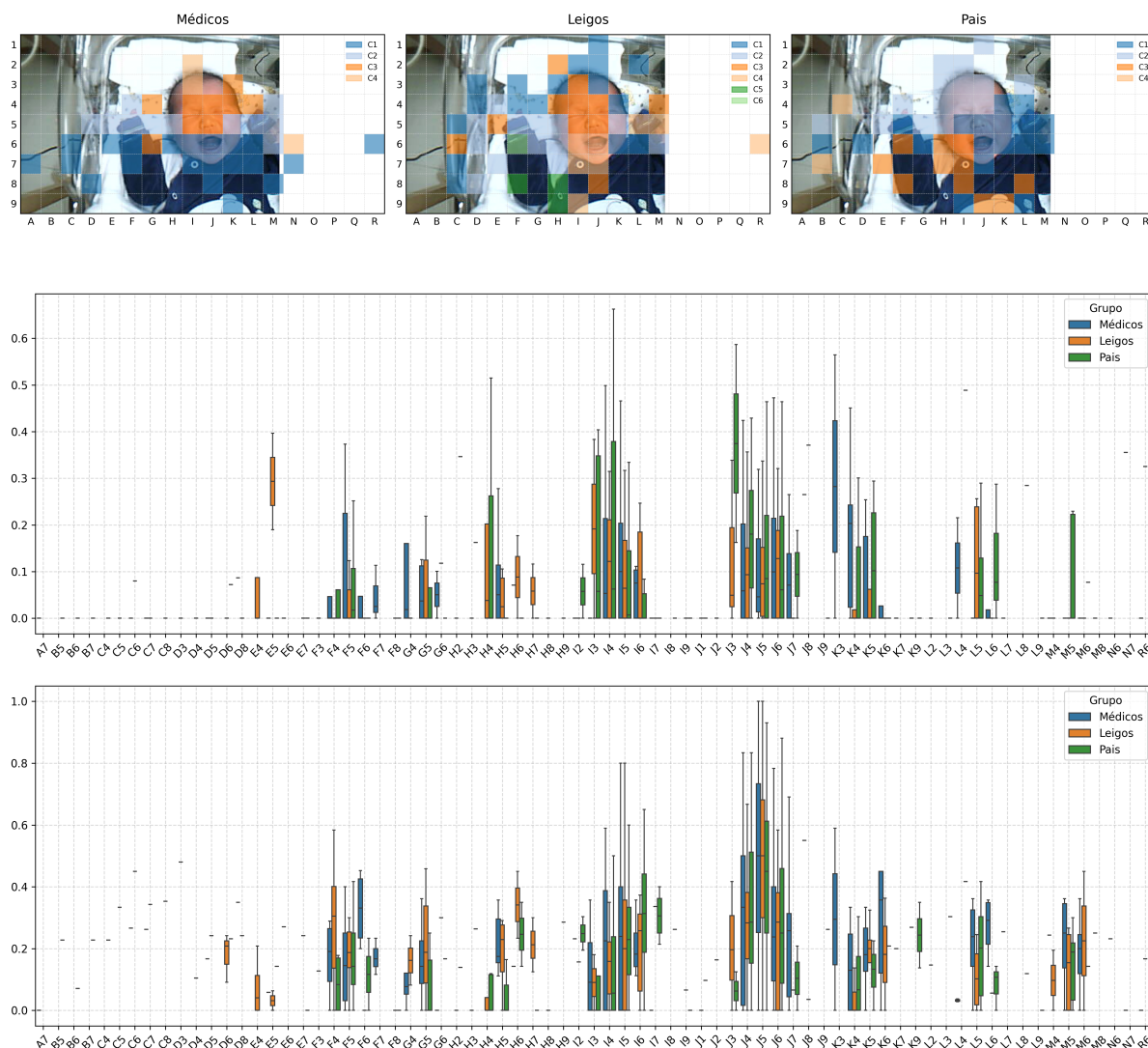


Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 04, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.



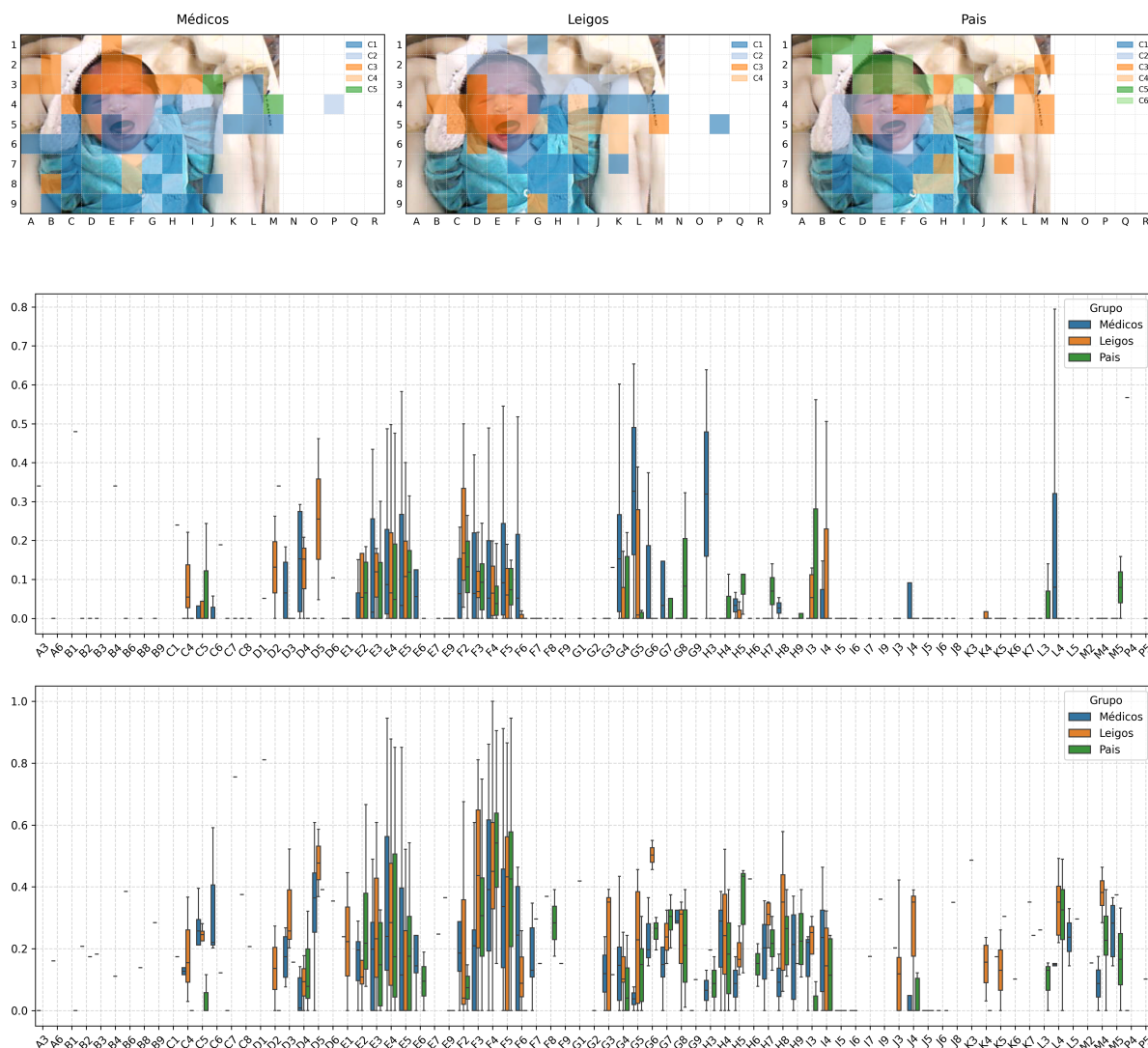
Figura 46 – Resultados das métricas para o Estímulo 05.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 05, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

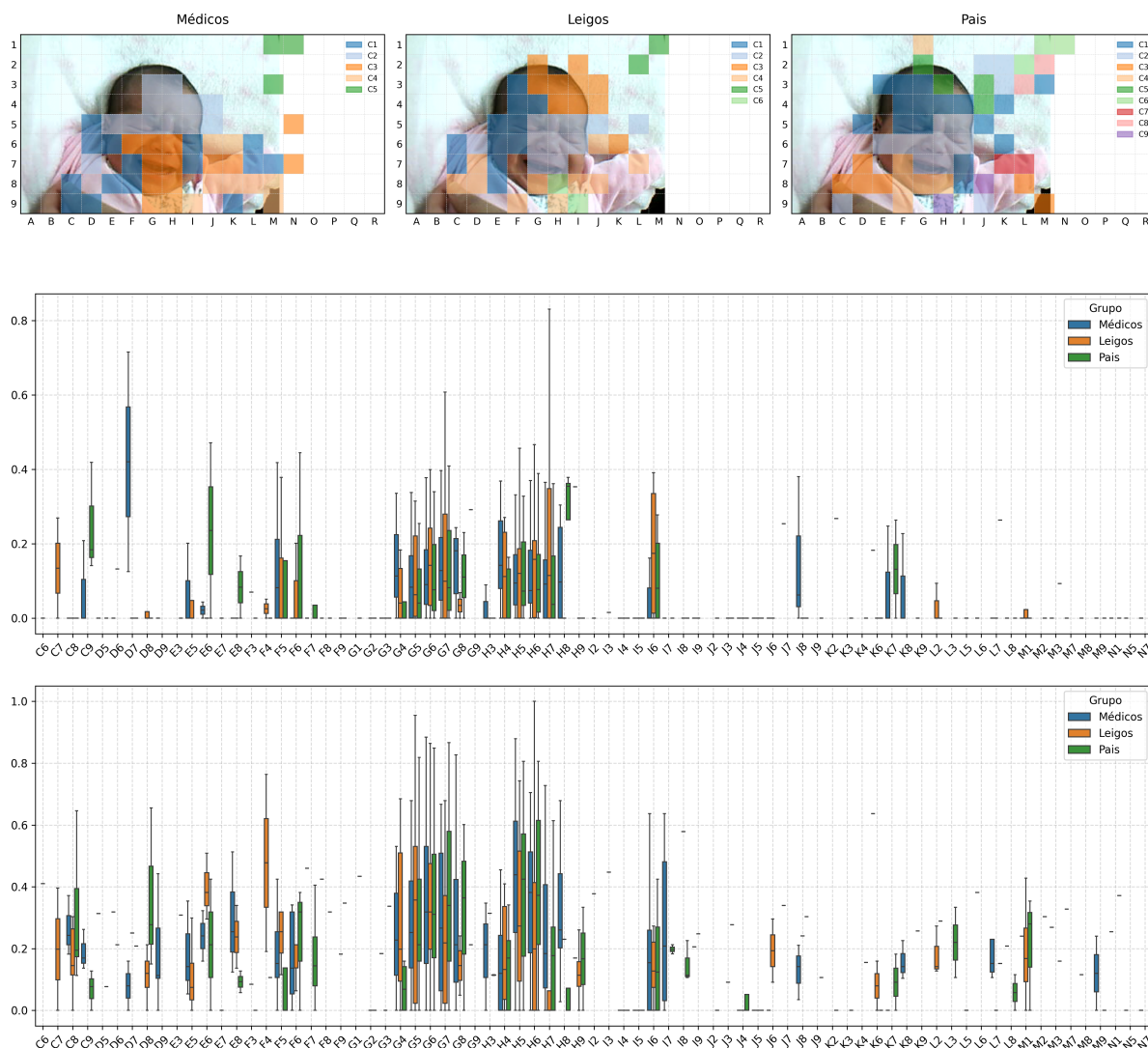
Figura 47 – Resultados das métricas para o Estímulo 06.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 06, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

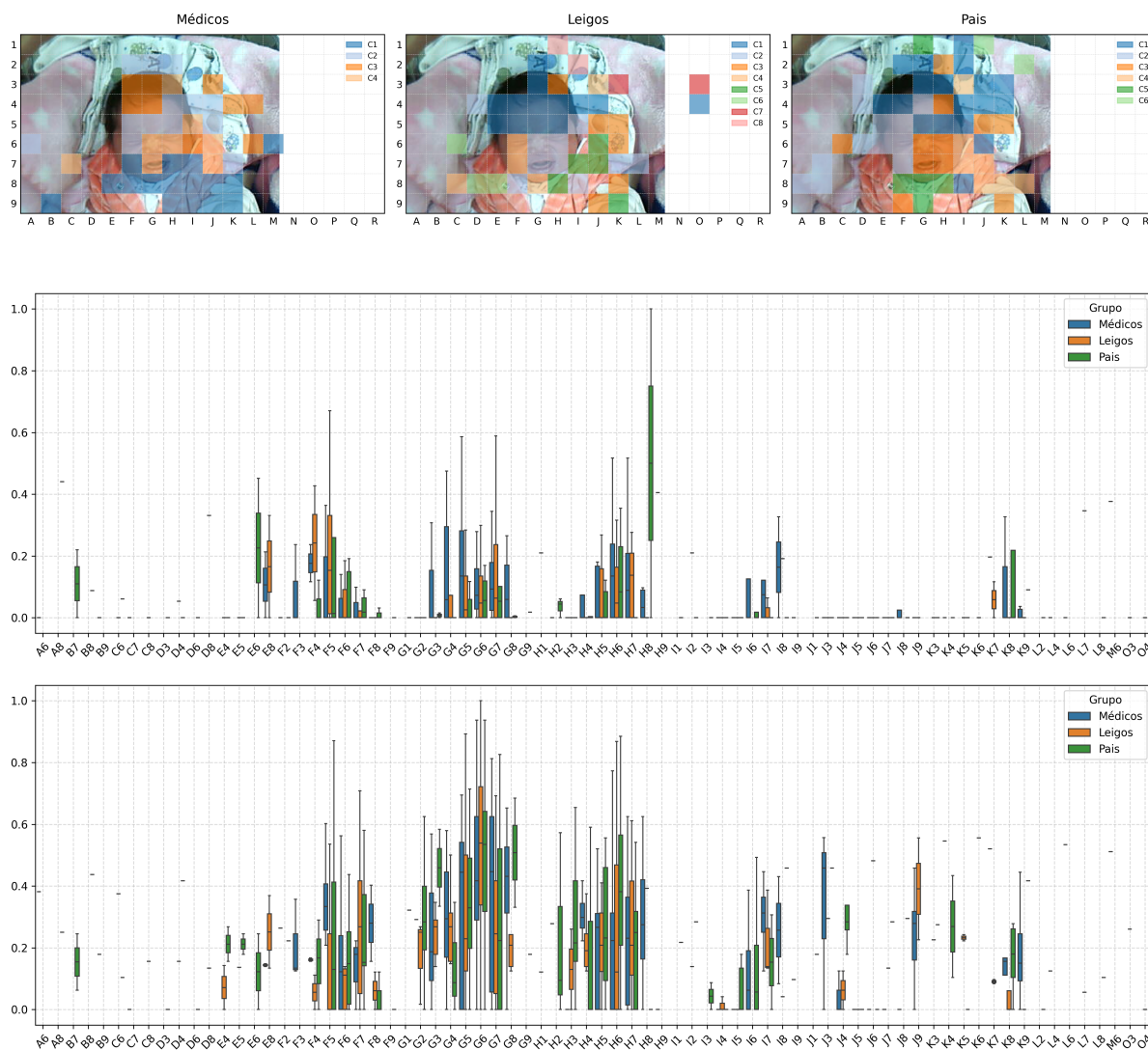
Figura 48 – Resultados das métricas para o Estímulo 07.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 07, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

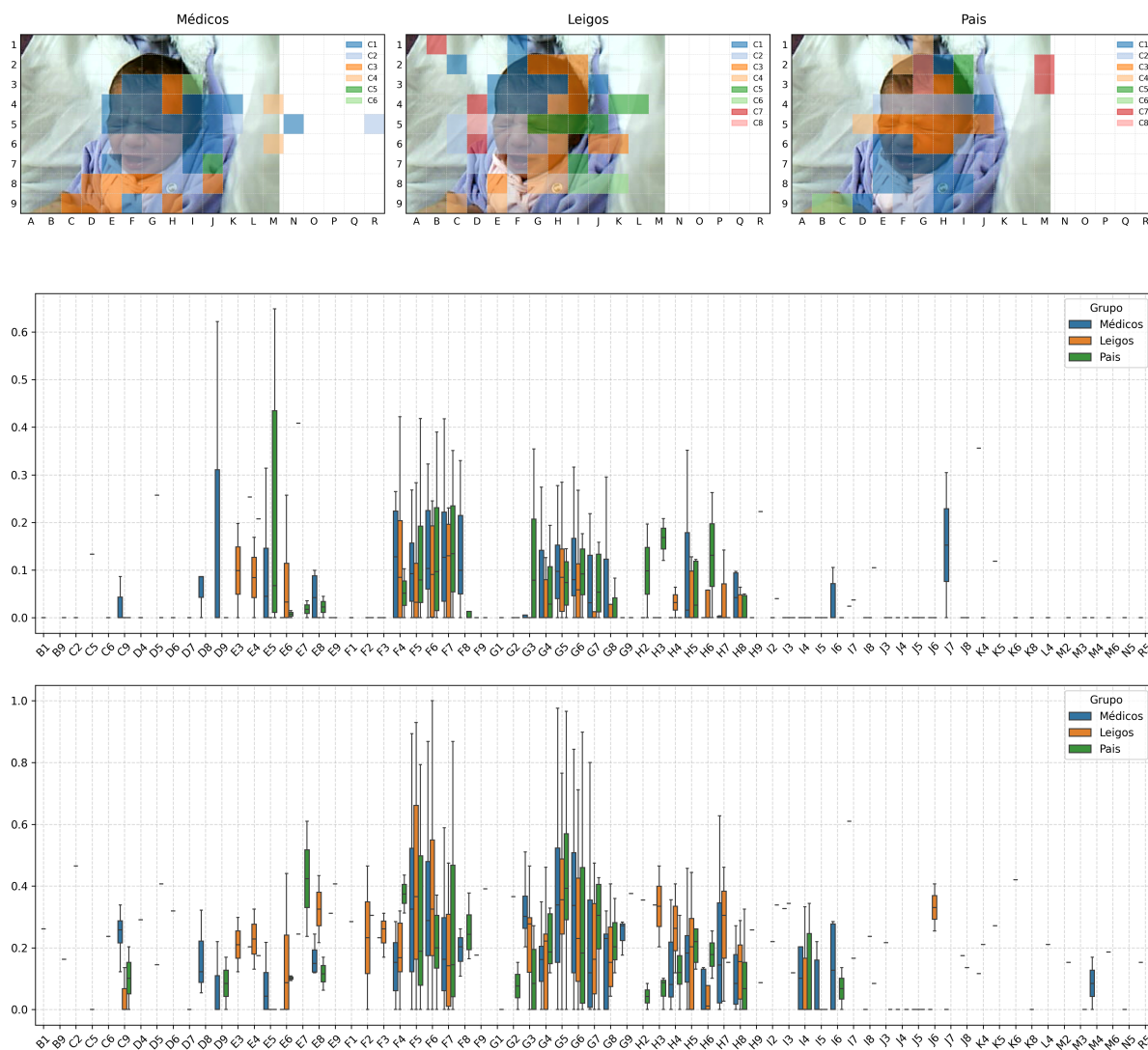
Figura 49 – Resultados das métricas para o Estímulo 08.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 08, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

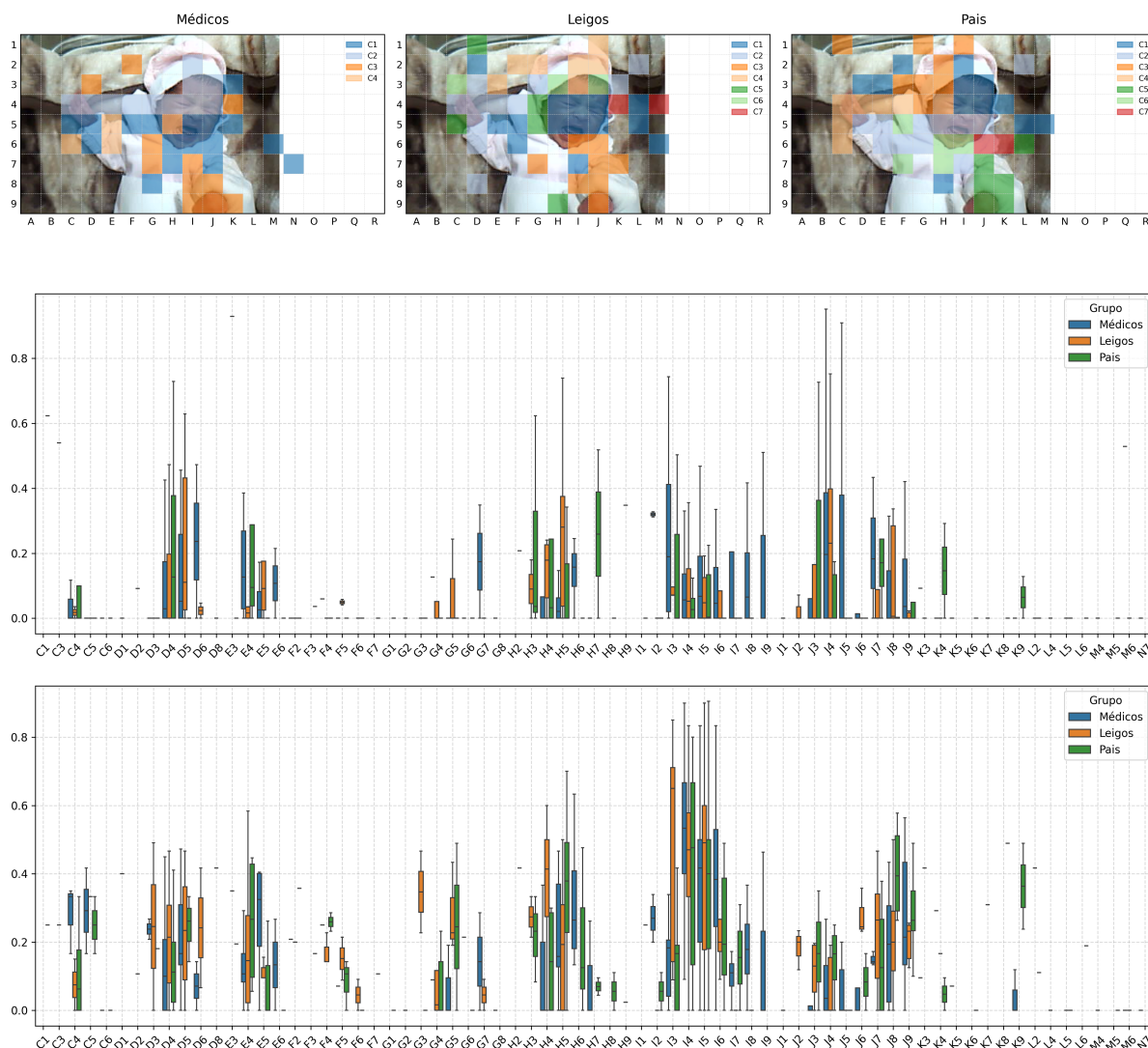
Figura 50 – Resultados das métricas para o Estímulo 09.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 09, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

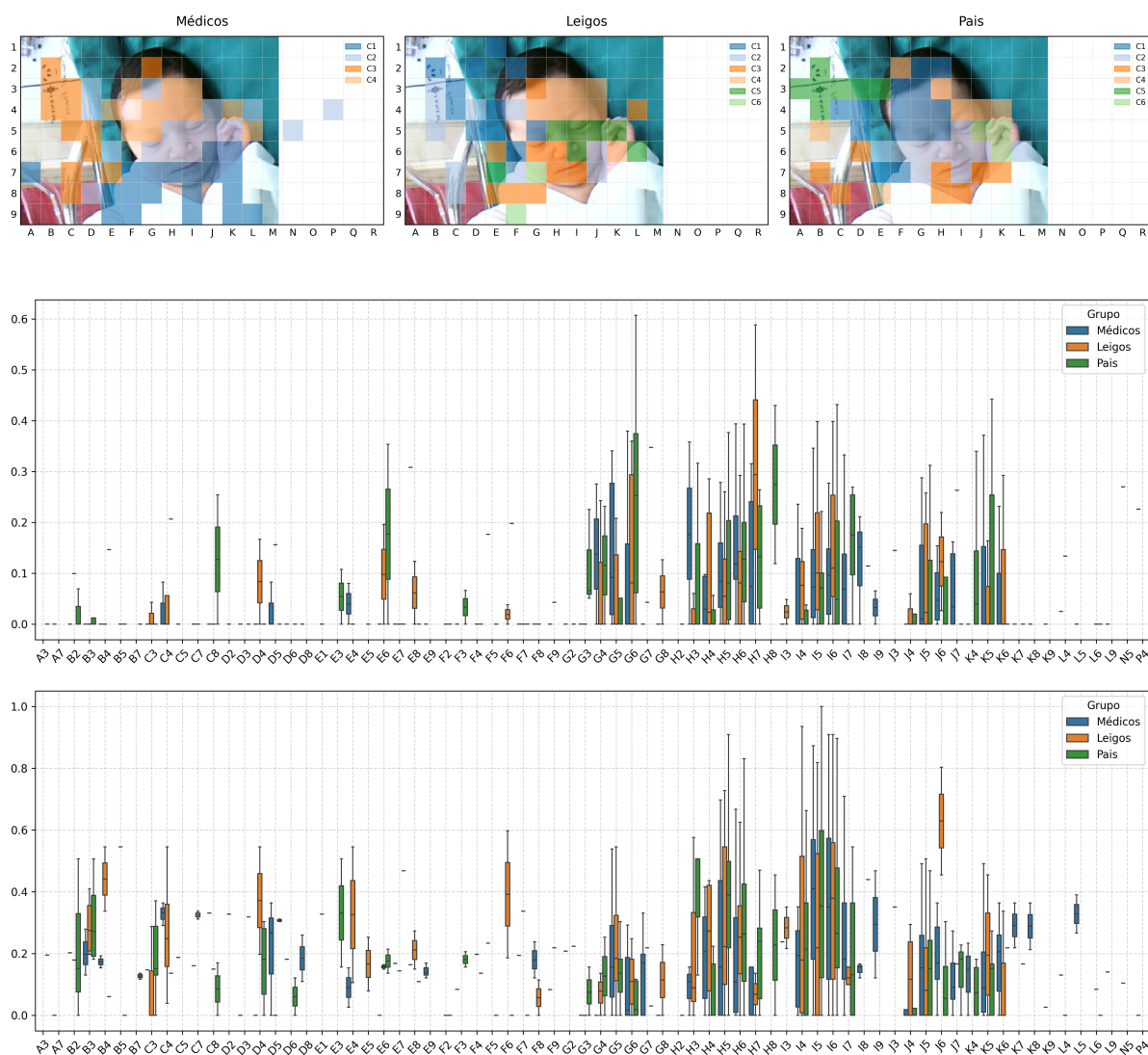
Figura 51 – Resultados das métricas para o Estímulo 10.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 10, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

Figura 52 – Resultados das métricas para o Estímulo 11.

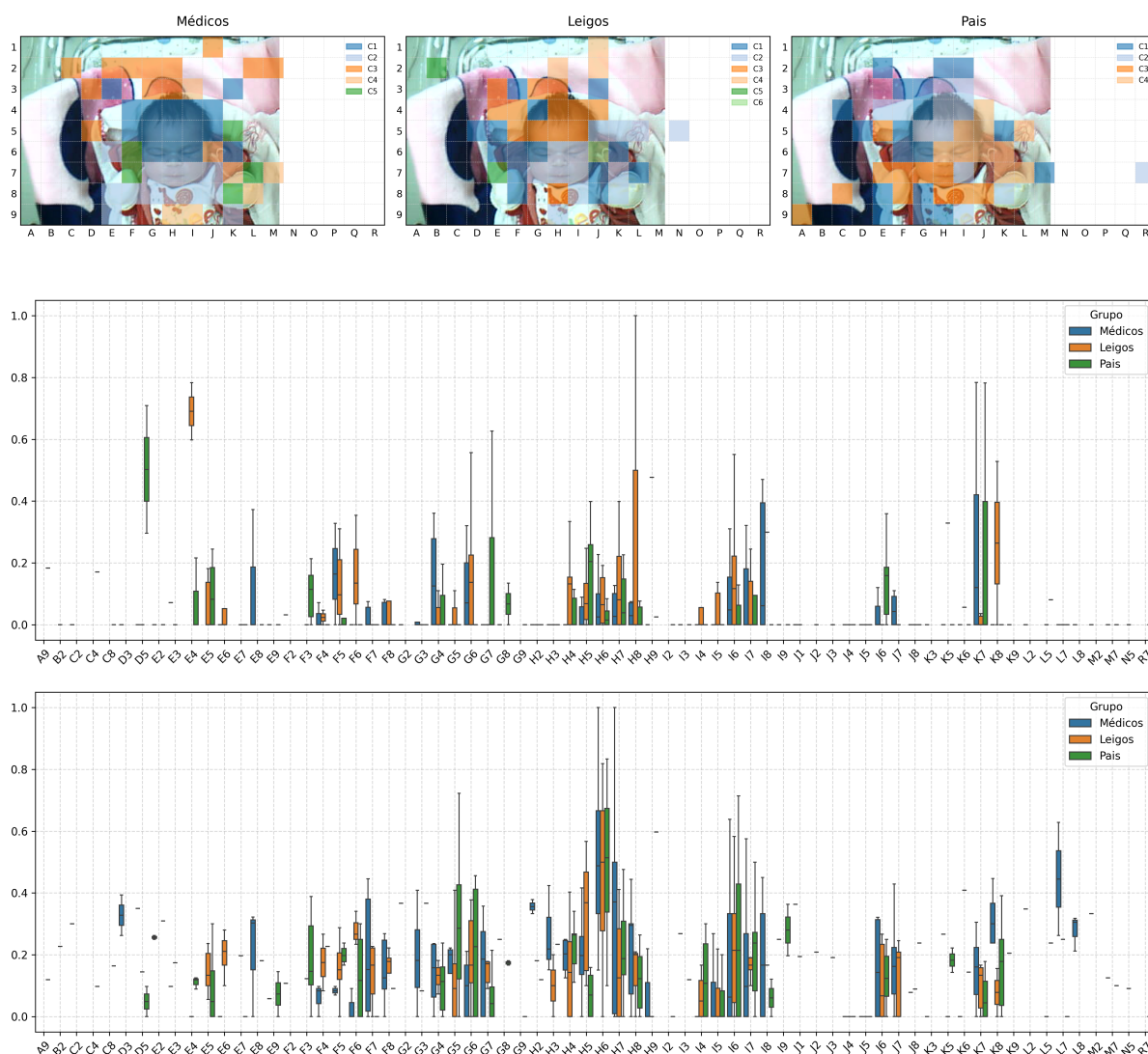


Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 11, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.



Figura 53 – Resultados das métricas para o Estímulo 12.

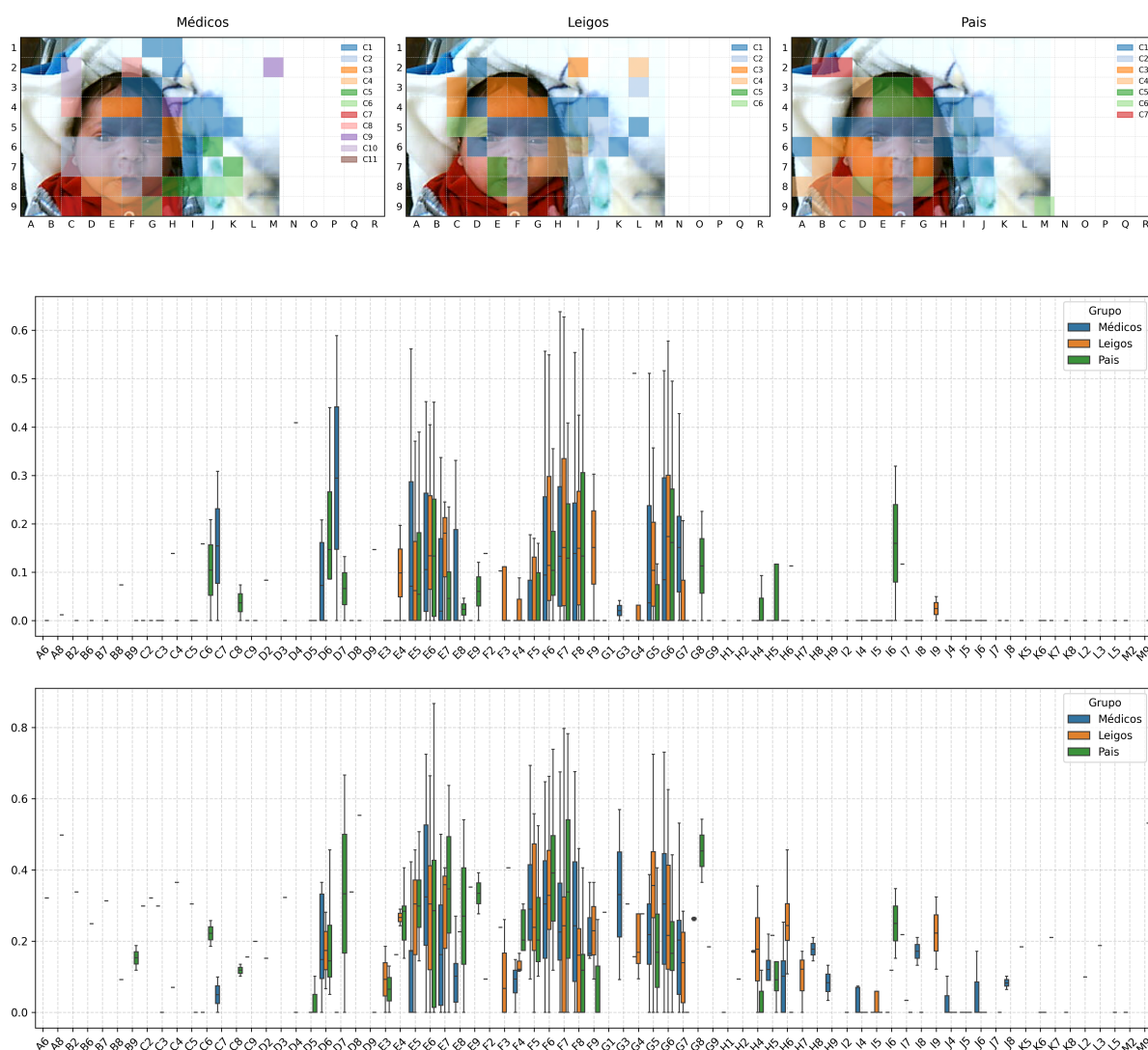


Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 12, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.



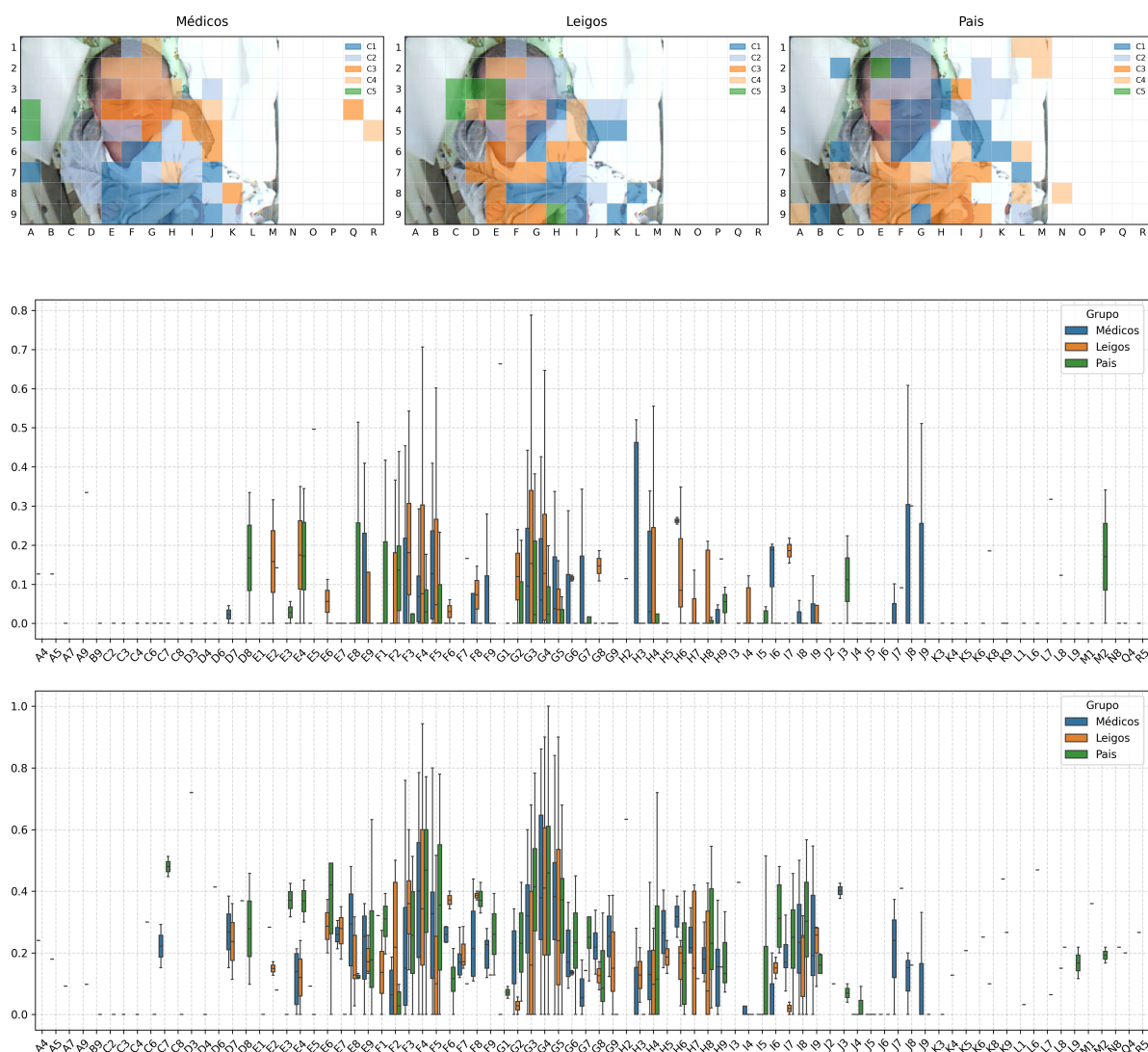
Figura 54 – Resultados das métricas para o Estímulo 13.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 13, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

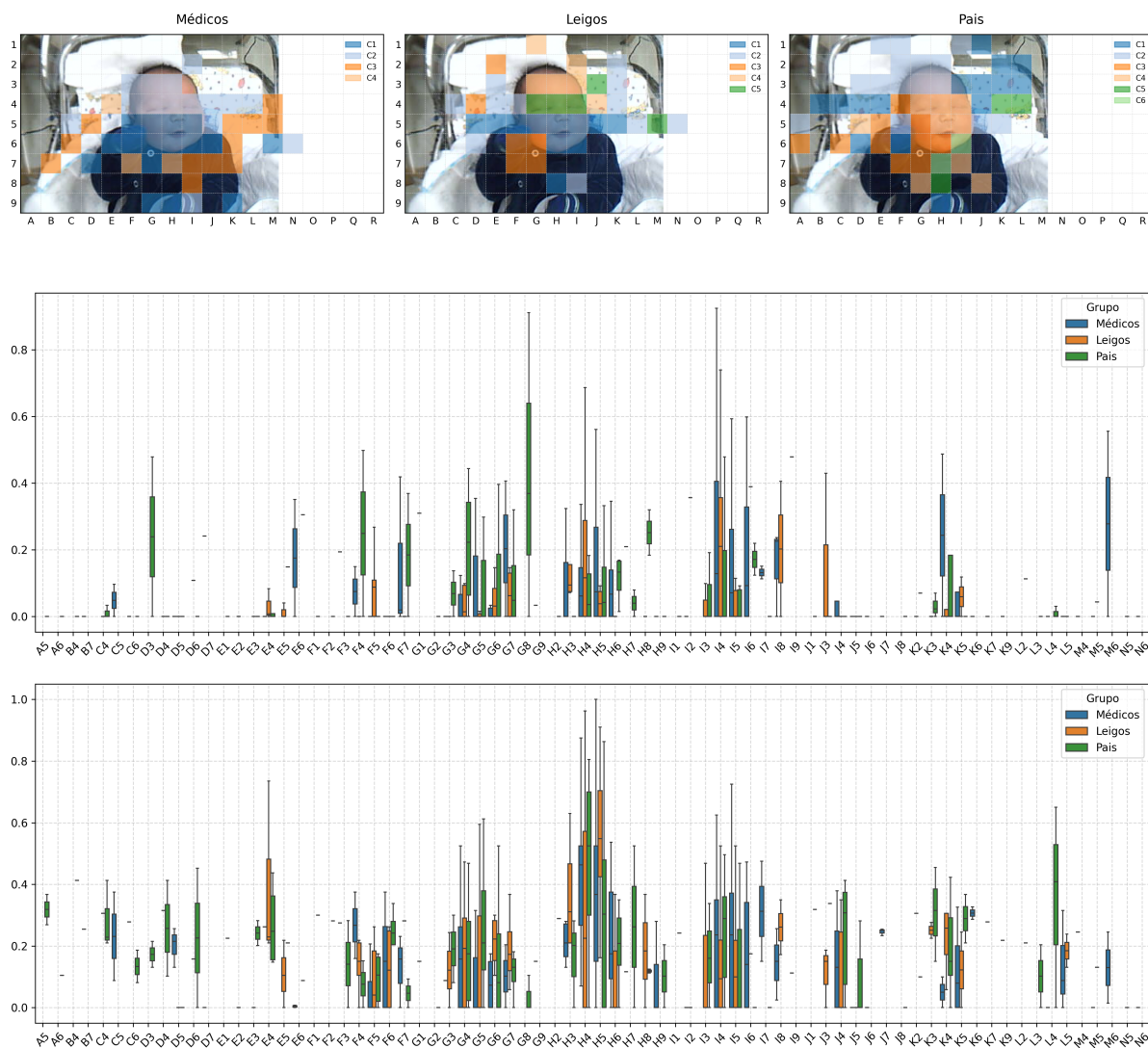
Figura 55 – Resultados das métricas para o Estímulo 14.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 14, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

Figura 56 – Resultados das métricas para o Estímulo 15.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 15, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

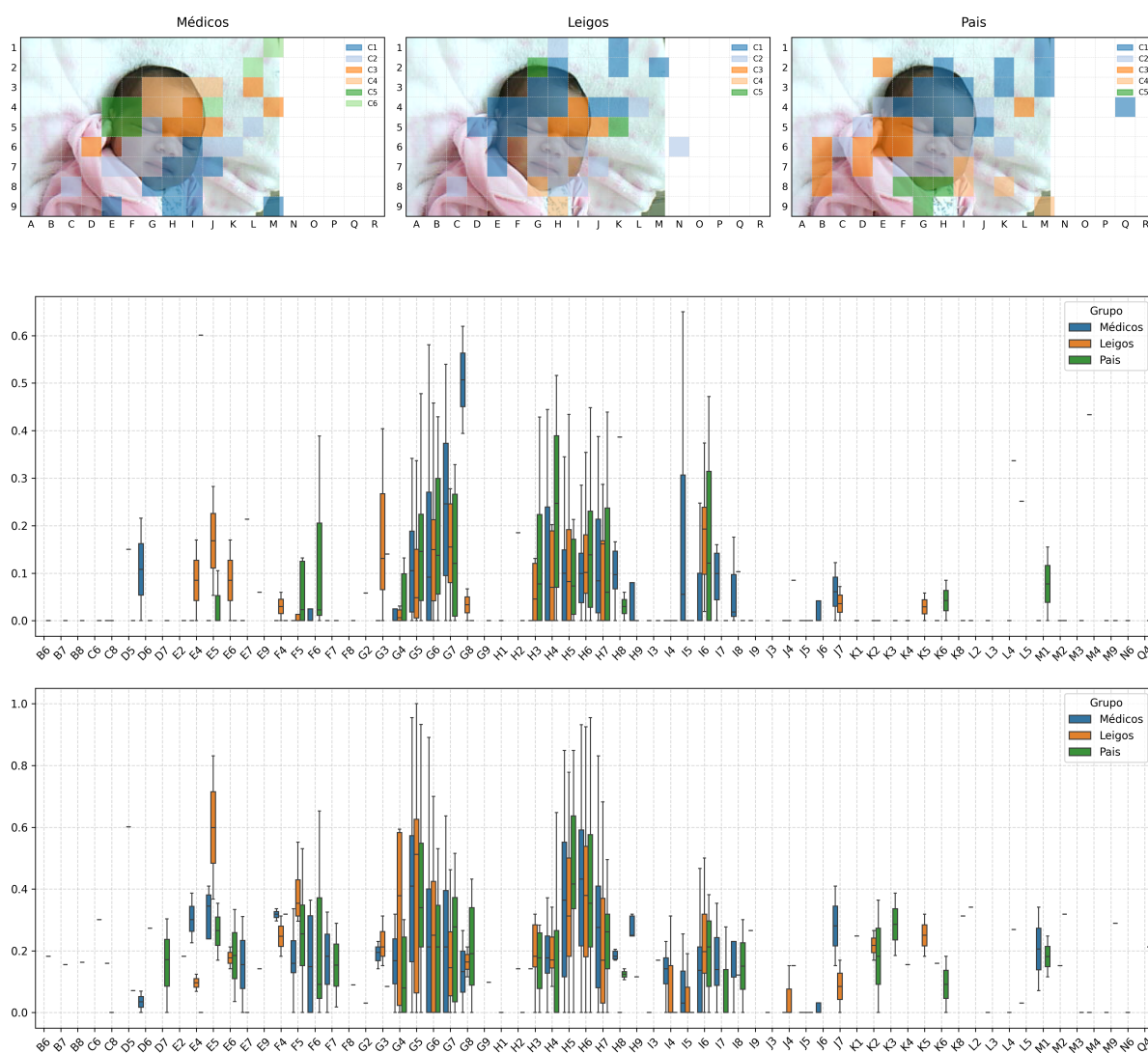
Figura 57 – Resultados das métricas para o Estímulo 16.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 16, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

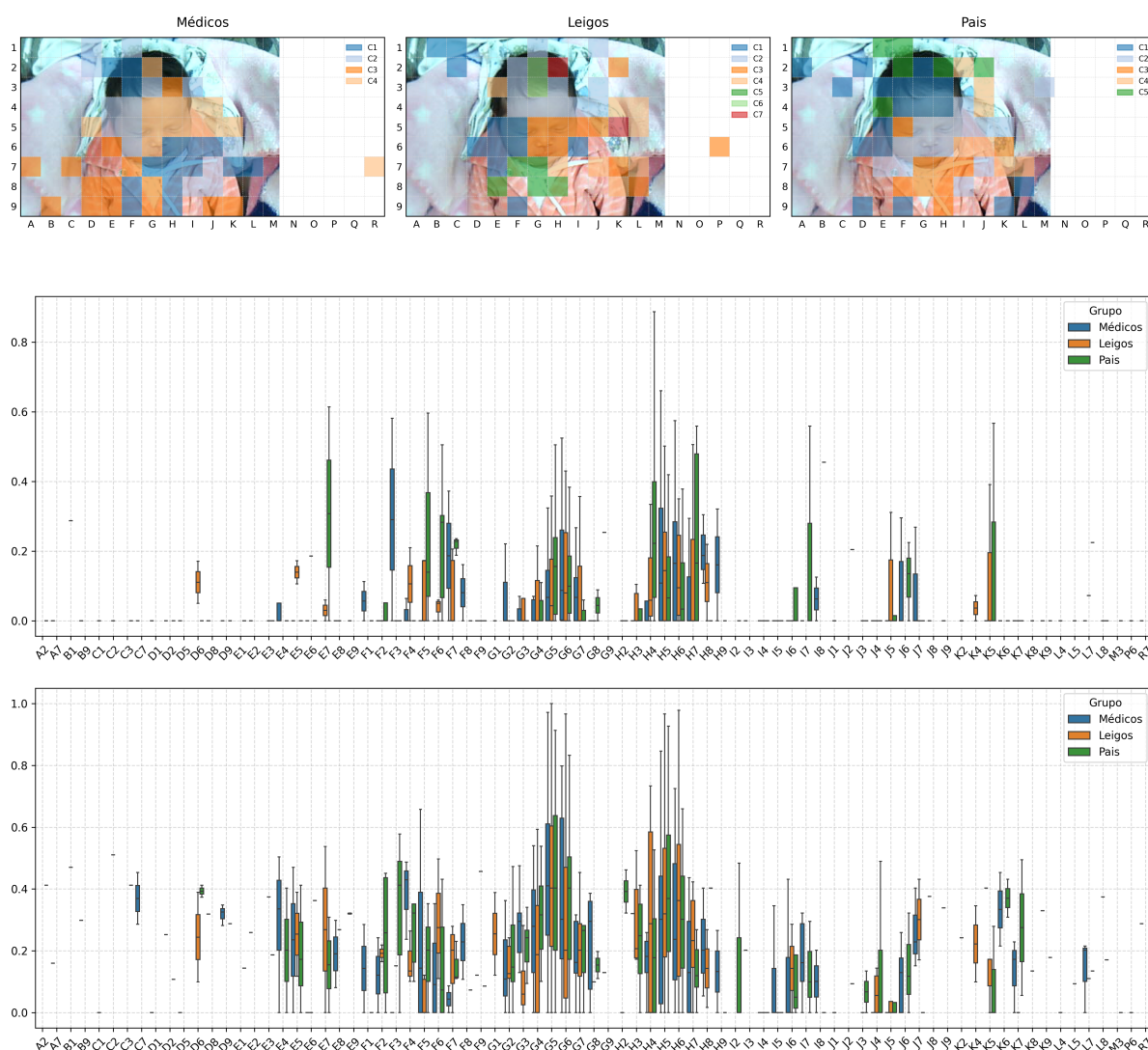
Figura 58 – Resultados das métricas para o Estímulo 17.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 17, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

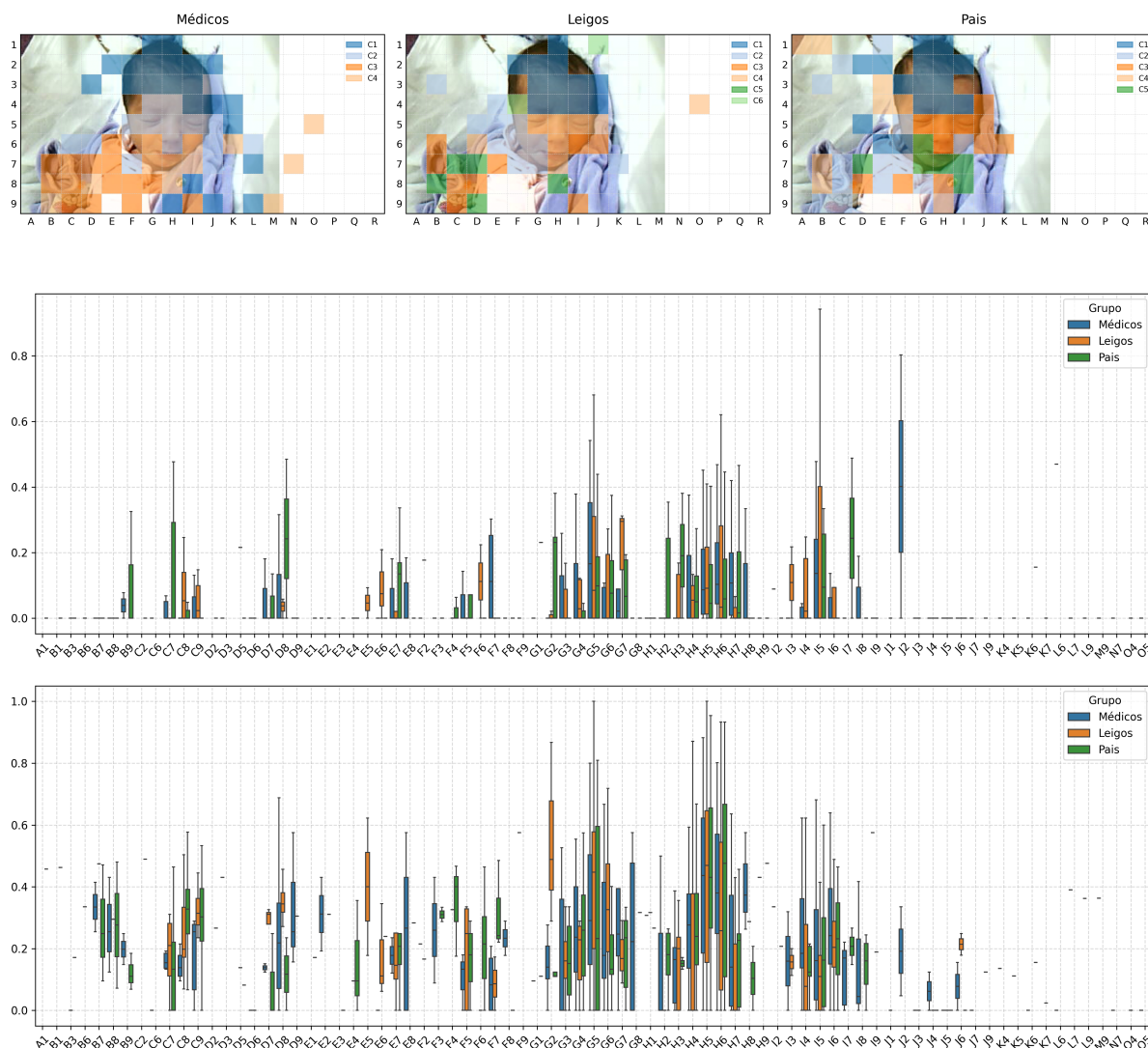
Figura 59 – Resultados das métricas para o Estímulo 18.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 18, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.

Figura 60 – Resultados das métricas para o Estímulo 19.

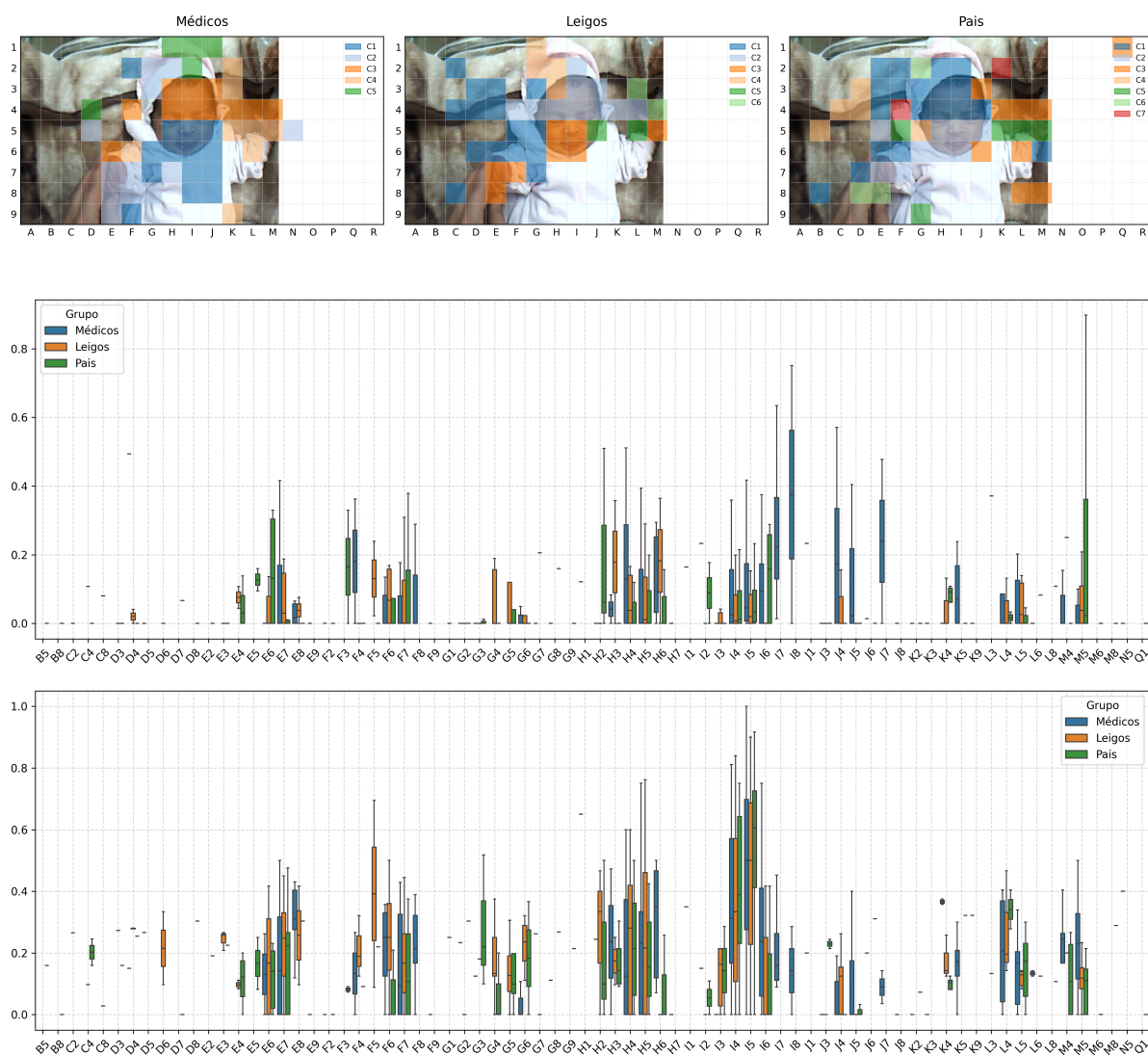


Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 19, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.



Figura 61 – Resultados das métricas para o Estímulo 20.



Fonte: Autor.

Legenda: Na parte superior, a grade do Estímulo 20, com a face e as comunidades  $c_i$  em destaque; ao centro, o coeficiente de agrupamento; e na parte inferior, a centralidade de intermediação.