



Abner Cardoso da Silva

**Uso de Dados de Eye-Tracking para
Modelagem de Comportamento Visual em
Sistemas Especialistas**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Informática da PUC-Rio.

Orientador : Prof. Alberto Barbosa Raposo
Co-orientador: D.Sc. Greis Francy Mireya Silva Calpa

Rio de Janeiro
Junho de 2022



Abner Cardoso da Silva

**Uso de Dados de Eye-Tracking para
Modelagem de Comportamento Visual em
Sistemas Especialistas**

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Informática da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo.

Prof. Alberto Barbosa Raposo

Orientador

Departamento de Informática – PUC-Rio

D.Sc. Greis Francy Mireya Silva Calpa

Co-orientador

Instituto Tecgraf – PUC-Rio

Prof^a. Simone Diniz Junqueira Barbosa

Departamento de Informática – PUC-Rio

Dr. Daniel Pires de Sá Medeiros

GLASGOW

Rio de Janeiro, 9 de Junho de 2022

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Abner Cardoso da Silva

Abner Cardoso da Silva é graduado em Ciência da Computação pela Universidade Federal do Pará (2019). Trabalha no Instituto Tecgraf da PUC-Rio desde 2019. Atua principalmente nas áreas de data science e aprendizado de máquina.

Ficha Catalográfica

Cardoso da Silva, Abner

Uso de Dados de Eye-Tracking para Modelagem de Comportamento Visual em Sistemas Especialistas / Abner Cardoso da Silva; orientador: Alberto Barbosa Raposo; co-orientador: Greis Francys Mireya Silva Calpa. – Rio de Janeiro: PUC-Rio, Departamento de Informática, 2022.

v., 63 f: il. color. ; 30 cm

Dissertação (mestrado) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Informática.

Inclui bibliografia

1. Informática – Teses. 2. Sistema especialista;. 3. Rastreamento ocular;. 4. Regras Fuzzy;. 5. Avaliação de eficácia.. I. Barbosa Raposo, Alberto. II. Silva Calpa, Greis. III. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Informática. IV. Título.

CDD: 004

A meu pai, Sinval Oliveira da Silva.

Agradecimentos

Ao professor Alberto Barbosa Raposo, pela sua disposição em me ensinar, orientar e sempre me dar grande suporte desde o momento em que entrei no programa de mestrado.

À meus pais, meus irmãos e irmãs que durante todos os momentos difíceis sempre estiveram ao meu lado, oferecendo amparo de forma incondicional. Em especial a meu pai Sinval Oliveira da Silva que infelizmente nos deixou no último dia 9 de março, que foi uma das pessoas de maior importância durante toda a minha história e a quem sou muito grato por todos os sacrifícios que fez para que eu e meus irmãos pudéssemos chegar onde estamos. Obrigado, pai.

À minha namorada Rosa Hiolanda Abreu de Sousa, com quem compartilho as dificuldades do meio acadêmico, desde a graduação e que mesmo durante desafios enfrentados em sua própria pesquisa, esteve ao meu lado me motivando e garantindo um apoio sem igual.

À minha co-orientadora Greis Francy Mireya Silva Calpa, que me orientou e direcionou durante vários momentos obscuros e confusos dessa pesquisa.

À meu amigo e irmão de criação Bruno Yusuke Kitabayashi, que é um grande parceiro a quase 20 anos.

À meus amigos Fernando Pinto e Abel González Mondejar, que me estenderam a mão e me deram grande ajuda em vários momentos árduos desta jornada.

Aos meus amigos, carinhosamente referidos como "Gaúchos" Leonardo Quatrin Campagnolo, Sabrina Dal Ongaro Savegnago, Luiz José Schirmer Silva, Letícia Fausto, Guilherme Schardong e Joseany Almeida, que sempre foram pessoas excepcionais, sendo mais do que solícitos em compartilhar suas experiências e conhecimentos.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

Resumo

Cardoso da Silva, Abner; Barbosa Raposo, Alberto; Silva Calpa, Greis. **Uso de Dados de Eye-Tracking para Modelagem de Comportamento Visual em Sistemas Especialistas**. Rio de Janeiro, 2022. 63p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Informática, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

O rastreamento ocular (eye-tracking) possibilita rastrear a posição e a direção do olhar de uma pessoa sobre algum tipo de estímulo (e.g., imagens ou vídeos). O uso desta tecnologia permite identificar eventos inerentes à visão humana, que contém informações implícitas capazes de revelar aspectos importantes sobre o comportamento de um indivíduo durante uma determinada tarefa. Porém, identificar essas informações requer um conjunto de habilidades para interpretar os dados de rastreamento ocular e relacioná-los com conhecimentos de domínios específicos. Nesse contexto, pode-se fazer grande proveito de sistemas inteligentes para agregar os conhecimentos e experiências de especialistas junto às respostas do dispositivo de rastreamento ocular. Dessa forma, o objetivo principal deste trabalho é propor uma metodologia para criar sistemas baseados em eye-tracking, para enriquecer o processo de avaliação de um indivíduo frente a uma determinada tarefa, resultando em um modelo para representar o conhecimento dos especialistas sobre aspectos subjetivos, visando automatizar esse processo avaliativo. Portanto, o presente trabalho toma como caso de uso a avaliação da relação entre comportamento visual e eficácia de indivíduos na resolução de testes inspirados em Matrizes Progressivas de Raven. Esses testes são comumente usados na psicologia para medir inteligência e a capacidade de raciocínio abstrato a partir da visualização de imagens. Optamos por utilizar uma abordagem baseada em regras fuzzy, por permitir armazenar conhecimento de forma mais transparente e legível aos usuários finais. As regras do modelo foram desenvolvidas e validadas com o auxílio de um especialista da área da psicologia. O sistema foi testado com dados extraídos de um grupo de usuários e apresentou resultados promissores. Os achados e modelos obtidos nessa pesquisa poderão ser utilizados como alicerce para o desenvolvimento de sistemas mais robustos.

Palavras-chave

Sistema especialista; Rastreamento ocular; Regras Fuzzy; Avaliação de eficácia.

Abstract

Cardoso da Silva, Abner; Barbosa Raposo, Alberto (Advisor); Silva Calpa, Greis (Co-Advisor). **Use of Eye-Tracking Data to Model Visual Behavior in Expert Systems**. Rio de Janeiro, 2022. 63p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Informática, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Eye-tracking makes it possible to track the position and direction of a person's gaze on some stimulus (e.g., images or videos). This technology allows us to identify events inherent to human vision, containing implicit information capable of revealing essential aspects of one's behavior during a given task. However, identifying these pieces of information is a complex task that requires a set of skills to interpret the eye-tracking data and relate it to domain-specific knowledge. In this context, one can use intelligent systems to couple the knowledge and experience of specialists with the responses from the eye-tracking device. Thus, the main objective of this work is to propose a methodology to create eye-tracking-based systems to improve the assessment of subjects during specific tasks, resulting in a model that can represent the specialist's knowledge over subjective aspects to automate this process. Therefore, the present work's use case is the evaluation of the relationship between visual behavior and efficiency in solving tests inspired by Raven's Progressive Matrices. Those tests are commonly used in psychology to measure intelligence and abstract reasoning through image visualization. We chose an approach based on fuzzy rules, as it allows us to represent knowledge in a more readable way to end-users. The model's rules were developed and validated alongside a specialist in psychology. The system was tested with data extracted from users and showed promising results. The findings and models obtained in this research may be used as a foundation for the development of more robust systems.

Keywords

Expert systems; Eye-tracking; Fuzzy Rules; Efficiency evaluation.

Sumário

1	Introdução	12
1.1	Motivação	13
1.2	Objetivo	14
1.3	Questão de pesquisa	14
1.4	Metodologia	14
1.5	Estrutura do trabalho	15
2	Contextualização e trabalhos relacionados	16
2.1	Eye tracking	16
2.2	Sistemas especialistas	21
3	Metodologia do estudo	25
3.1	Pesquisa de estudos na literatura	25
3.2	Definição de caso de uso e testes com usuários para coleta de dados	25
3.3	Seleção de especialista e criação do modelo	27
3.4	Proposta da Metodologia para modelagem do comportamento visual	28
4	Aplicação da metodologia proposta para modelagem do comportamento visual	32
4.1	Caso de uso e seleção do especialista	32
4.2	Coleta de dados	32
4.3	Deteção de eventos e escolha de métricas	34
4.4	Classificação da eficácia	36
4.5	Criação do modelo	39
5	Resultados	45
6	Conclusão	50
6.1	Contribuições	50
6.2	Limitações	50
6.3	Trabalhos futuros	51
7	Referências bibliográficas	52
A	Anexo A - Termo de consentimento.	58
B	Anexo B - Simulator Sickness Questionnaire.	59
C	Anexo C - Conjunto final de regras fuzzy.	61

Lista de figuras

Figura 2.1	Exemplo de RPM (Fonte: [10]). Na parte superior é apresentada a imagem de referência com a figura faltante, e logo abaixo estão as alternativas de resposta.	20
Figura 2.2	Exemplo de arquitetura de um sistema especialista.	21
Figura 2.3	Funções de pertinência para determinar o clima. Um valor de temperatura pode estar contido em ambos os conjuntos em níveis diferentes.	22
Figura 2.4	Arquitetura de um sistema baseado em regras fuzzy.	22
Figura 3.1	Mapa de calor construído a partir dos dados de <i>eye-tracking</i> . Áreas mais observadas têm cores mais quentes, enquanto áreas menos observadas têm cores mais frias.	26
Figura 3.2	Plotagem do scanpath. Permite visualizar o trajeto visual do observador. Círculos representam fixações, a cor do círculo identifica o tempo gasto na fixação, enquanto que as linhas representam as sacadas.	27
Figura 3.3	Diagrama geral da proposta de metodologia.	29
Figura 3.4	Diagrama complementar para detalhar as etapas do processo de modelagem do sistema especialista.	29
Figura 4.1	Óculos de realidade virtual HTC Vive Pro Eye. Em vermelho está ressaltado o sensor de <i>eye-tracking</i> . (Fonte: https://www.roadtovr.com/htc-vive-pro-eye-tracking-announcement-ces-2019/)	33
Figura 4.2	Ambiente virtual usado para coletar os dados. (Fonte: [39])	33
Figura 4.3	Exemplo da planilha com os dados de teste para seis participantes.	37
Figura 4.4	Arquitetura do modelo. As variáveis de entrada são processadas pelos modelos <i>Fuzzy Inference System</i> (fis) fis1, fis2 e fis3. Esses produzem valores de eficácia intermediários, que alimentam os modelos fis4 e fis5. O modelo fis5 é o responsável por produzir a eficácia geral do processo.	42
Figura 4.5	Funções de pertinência do submodelo fis1. A sua saída pode ser classificada em três grupos: "baixa", "média" ou "alta".	44
Figura 4.6	Funções de pertinência do submodelo fis5. A sua saída pode ser classificada em cinco grupos: "muito baixa", "baixa", "média", "alta" ou "muito alta".	44
Figura 5.1	Valores de RMSE do Modelo A para as amostras no conjunto de validação. Em azul são apresentados os valores previstos pelo modelo e em laranja são representados os valores reais contido na base de dados.	45
Figura 5.2	Superfície do submodelo fis4 para o modelo C. É possível perceber um crescimento uniforme a medida que as entradas crescem.	48
Figura 5.3	Superfície do submodelo fis5. Semelhante ao fis4, esse modelo também apresenta um crescimento uniforme.	48

Lista de tabelas

Tabela 4.1	Aspectos importantes para análise de dados de <i>eye-tracking</i> .	35
Tabela 4.2	Métricas de <i>eye-tracking</i> usadas neste estudo.	36
Tabela 4.3	Descrição e interpretação das observações levantadas pela especialista.	38
Tabela 4.4	Ranking de eficácia para cada participante.	38
Tabela 4.5	Valores e ranking para a nova função de eficácia.	39
Tabela 4.6	Conjunto de regras gerado automaticamente. É importante notar que as regras 2 e 3 são inválidas por analisarem apenas uma variável.	40
Tabela 4.7	Conjunto de regras ajustadas. Todas as regras inválidas foram removidas e as regras 3, 7, 8 e 9 foram adicionadas para garantir todos as combinações possíveis.	40
Tabela 4.8	Correlação das variáveis em relação à eficácia.	41
Tabela 4.9	Cálculos estatísticos para as possíveis configurações de entrada do fis4.	43
Tabela 5.1	Conjunto de regras do fis1 no modelo A.	46
Tabela 5.2	Conjunto de regras do fis1 no modelo B. Em relação ao modelo A, regras inválidas foram removidas e novas regras foram adicionadas para cobrir todos os casos possíveis.	46
Tabela 5.3	Valores de RMSE para diferentes configurações do modelo. $C_{Parcial}$ corresponde à configuração com apenas parte (fis2 e fis3) das alterações propostas pela especialista.	47
Tabela 5.4	Comparativo entre as respostas da especialista e as do modelo. Houve diferenças na classificação dos participantes 3 e 6.	49
Tabela C.1	Conjunto de regras do fis1.	61
Tabela C.2	Conjunto de regras do fis2.	61
Tabela C.3	Conjunto de regras do fis3.	61
Tabela C.4	Conjunto de regras do fis4.	62
Tabela C.5	Conjunto de regras do fis5.	63

Lista de abreviaturas

ANN – Artificial Neural Network

SSQ – Simulator’s Sickness Questionnaire

SVM – Support Vector Machine

PSO – Particle Swarm Optimizer

RPM – Raven’s Progressive Matrices

1

Introdução

O sentido da visão faz um trabalho fisiológico complexo de movimento dos olhos para a captura de informações do mundo. Além da complexidade fisiológica, os dados captados pela visão são de difícil interpretação, pois contêm informações psíquicas que podem variar em conteúdo dependendo da tarefa visual em questão [1]. Existem tecnologias que permitem capturar e converter determinadas características da visão em dados discretos que podem simplificar os procedimentos de análise. O método responsável por esse processo é denominado de *eye-tracking* [2], que consiste em um conjunto de técnicas para rastrear o posicionamento do olhar de um observador sobre um determinado tipo de estímulo (imagens, vídeos, ambientes reais, etc.).

Hoje, devido a grandes avanços tecnológicos, a técnica de *eye-tracking* pode ser implementada de forma não invasiva e portátil, possibilitando sua inserção em virtualmente qualquer tipo de atividade que dependa da visão, não sendo necessário se limitar à análise de um estímulo estático em uma tela de computador [3].

Apesar da alta complexidade, a análise desse tipo de dado pode ser automatizada para atender necessidades de domínios específicos [3]. Nesse contexto, são aplicadas diferentes técnicas de inteligência artificial, tais como redes neurais artificiais (*Artificial Neural Network* - ANNs) [4], *Support vector machines* (SVMs) [5] ou métodos de regressão [6] para classificar ou identificar características próprias desses domínios, a partir de informações de olhar. Com a finalidade de preservar a clareza das conclusões obtidas por essas estratégias, destaca-se a utilização de métodos baseados em regras [7], que representam o conhecimento em uma forma humanamente compreensível, fato que facilita a sua utilização por profissionais de áreas externas à computação ou estatística.

O uso de *eye-tracking* enriquece processos avaliativos pois contribui para a interpretação das decisões dos avaliados, com base em seu comportamento visual, que possui um grande número de características intrínsecas e de difícil percepção ao olho nu.

O presente trabalho se propõe a apresentar uma metodologia para criação de modelos baseados em regras, que consiga utilizar dados de *eye-tracking* como base para representar o conhecimento de especialistas durante processos avaliativos que dependem de tarefas visuais, onde se faz necessário identificar o significado de movimentos oculares. Esta pesquisa foi executada no contexto da psicologia, porém evidenciou-se que os métodos e experiências

aqui apresentados podem ser generalizados para diferentes áreas.

A seguir são detalhados os aspectos que motivaram o desenvolvimento deste estudo, posteriormente apresenta-se o objetivo e as questões de pesquisa, bem como o processo metodológico seguido neste estudo.

1.1

Motivação

Estudos na literatura apresentam métodos para inferir diferentes particularidades do estado cognitivo de pessoas a partir de dados de *eye-tracking* [4, 8, 9]. No entanto, eles têm grande foco em métodos estatísticos baseados em grandes volumes de dados, o que pode não ser uma solução adequada para situações com quantidades limitadas.

Além disso, os dados produzidos por *eye-tracking* são complexos e estão associados a uma sucessão de características biológicas e psíquicas que devem ser consideradas antes de serem analisados. Portanto, é necessário ter uma determinada qualificação para que seja possível usufruir dos benefícios associados à análise destas informações [2].

Levando em consideração a complexidade da área e a sua relevância na interpretação da visão durante atividades com dependências visuais, é interessante criar uma metodologia para nortear e simplificar o processo de integração entre *eye-tracking* e demais áreas do conhecimento. Essa deve prover as diretrizes para implementar um sistema eficiente e que apresente saídas compreensíveis para uma profissional sem conhecimentos da tecnologia.

Dessa forma, o presente trabalho propõe uma metodologia para criação de modelos baseados em regras fundamentados em dados extraídos de um dispositivo de *eye-tracking*, para cenários onde a escassez de especialistas e dados é uma realidade. Como parte dessa metodologia, apresentam-se o desenvolvimento de um modelo especialista baseado em regras fuzzy, destinado a auxiliar processos avaliativos de testes psicológicos, onde é tomado como caso de uso a área de neuropsicologia, mais especificamente a avaliação de candidatos submetidos a tarefas inspiradas em matrizes progressivas de Raven¹ (*Raven's Progressive Matrices* - RPM).

A criação desse tipo de modelo depende fortemente do *feedback* de um grupo de especialistas com conhecimentos e experiências passadas acerca do domínio da aplicação. No entanto, nem sempre é possível ter acesso a profissionais com a diversidade de conhecimento para criação de um sistema

¹Matrizes Progressivas de Raven consistem em um teste psicológico de múltiplas respostas, utilizado para medição de quociente de inteligência [11].

robusto e que estejam dispostos a destinar tempo para contribuir com o compartilhamento de informações para a criação do sistema.

1.2 Objetivo

Esta pesquisa objetiva propor uma metodologia para orientar o desenvolvimento de modelos baseados em regras, capazes de utilizar informações de rastreamento ocular (*eye-tracking*) para enriquecer o processo avaliativo de atividades com forte dependência em fatores visuais. Para atingir esse objetivo foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- Identificar e selecionar uma área de aplicação que envolva processos avaliativos dependentes da visão, para ser usada como caso de uso.
- Obter o comprometimento de especialistas da área, dispostos a contribuir com o desenvolvimento da aplicação.
- Desenvolver um protótipo no contexto selecionado.
- Refinar o modelo juntamente ao especialista.
- Validar a legibilidade do modelo frente ao especialista.

1.3 Questão de pesquisa

Baseado no descrito anteriormente, este estudo pretende responder a seguinte questão de pesquisa: "O uso de *eye-tracking* contribui para a modelagem de conhecimentos subjetivos aplicados ao processo de avaliação de tarefas que dependem da visão?".

1.4 Metodologia

A metodologia de pesquisa foi constituída das seguintes etapas. Ao decorrer do estudo foi realizada uma pesquisa contínua para fundamentar o trabalho. Executamos testes com usuários em um ambiente virtual, para coletar dados que posteriormente foram validados por uma psicóloga especializada. Criamos um modelo para representar o conhecimento da especialista. Posteriormente, avaliamos o modelo criado com a especialista. Detalhes dessa metodologia são descritos no Capítulo 3.

1.5

Estrutura do trabalho

A seguir é descrita a organização da estrutura deste trabalho. No capítulo 2 são apresentados conceitos que fundamentam essa pesquisa, além de trabalhos relacionados. O capítulo 3 apresenta a metodologia de pesquisa usada nesse projeto. O capítulo 4 detalha a metodologia proposta, assim como sua aplicação para um caso de uso específico. O capítulo 5 apresenta e discute os resultados obtidos ao final da pesquisa. Finalmente, o capítulo 6 conclui o trabalho apresentando suas contribuições, limitações e oportunidades para trabalhos futuros.

2

Contextualização e trabalhos relacionados

Este capítulo faz uso de artigos da literatura para fundamentar as noções básicas necessárias para compreender corretamente todo o processo aplicado durante o desenvolvimento desta pesquisa. Além disso, os trabalhos contestualizam os conceitos com aplicações de eye tracking nas áreas de medicina, engenharia e psicologia (seção 2.1), e de sistemas especialistas em conjunto com dados fisiológicos e cognitivos (seção 2.2).

2.1

Eye tracking

O *eye tracking* é uma tecnologia que visa nortear o desenvolvimento de métodos para extrair informações do comportamento e o movimento ocular sobre algum tipo de estímulo visual [14].

O surgimento dos primeiros métodos de rastreamento são datados do século 19. Nesse período, o oftalmologista francês Louis Émile Javal conduziu experimentos para investigar a forma como a visão influencia no processo de leitura [15]. Sua conclusão foi que o movimento dos olhos não é contínuo, mas constituído de um conjunto de movimentos rápidos, intercalados por breves pausas em posições específicas do estímulo. Esses movimentos relatados em sua pesquisa foram umas das primeiras observações formais de eventos visuais, mais especificamente foram observadas fixações e sacadas.

No contexto de *eye-tracking*, fixações representam pontos em que os olhos do observador permaneceram inertes sobre um mesmo ponto por um determinado período, enquanto que sacadas representam um movimento rápido que interliga duas fixações. Além disso, dois outros conceitos importantes são as áreas de interesse (*Area of interest* - AoI) e *scanpaths*. *Scanpaths* são usados para expressar o trajeto visual de um observador sobre um estímulo, são estruturas que representam visualmente todas as fixações e sacadas. AoI são regiões do estímulo que possuem alguma importância visual ou forte capacidade de atração visual, essas podem ser definidas por um especialista ou deduzidas a partir da análise dos dados [2].

O teste de Javal se fundamentou em uma arrumação de dispositivos pouco precisos para identificar a movimentação dos olhos. Em seus experimentos, um pequeno mecanismo posicionado nas pálpebras, ativava um microfone toda vez que os olhos do participante se movimentavam, dessa forma, deslocamentos curtos e longos poderiam ser diferenciados a partir da duração do

som produzido pelo microfone [16]. Apesar de ter obtido sucesso em descobrir a existência das sacadas durante o processo de leitura, a abordagem utilizada estava sujeita a erro humano.

Como descrito por Wade [16], um dos primeiros métodos de rastreamento não invasivo foi criado por R. Dodge e T. S. Cline, que se baseou na reflexão de luz nos olhos do usuário [17].

Atualmente, *eye-tracking* se sustenta em sensores não invasivos e portáteis [18]. Além disso, existem vários tipos de algoritmos para classificar os dados coletados em diferentes tipos de classes de movimento ocular. A partir dessa classificação, podemos calcular medidas de espaço e tempo para tentar identificar como a visão pode influenciar diferentes tipos de atividades e aspectos cognitivos [19].

O sensor de *eye-tracking* é constituído de uma câmera e uma fonte de luz quase-infravermelha [20]. Para obter os dados de olhar, os olhos do usuário recebem constantemente um feixe de luz com comprimento de onda fora do espectro visível ao olho humano. Durante todo o processo, a câmera captura imagens da reflexão da luz sobre a córnea e a pupila. As imagens captadas são avaliadas por algoritmos de processamento de imagem para identificar a direção e posição do olhar em relação ao estímulo [19].

O sensoriamento transforma as informações de olhar em dados discretos com um domínio de valores limitado pela resolução do display que exibe o estímulo. Em sua forma bruta, os dados são constituídos de um conjunto sequencial de coordenadas bidimensionais, que podem ou não ser acompanhadas de uma tripla com informações do vetor de direção dos olhos.

A análise desses dados brutos é limitada, pois eles apresentam apenas uma representação rudimentar do trajeto dos olhos sobre o estímulo. No entanto, existe uma família de algoritmos capazes de receber esses dados e identificar a ocorrência de estruturas de olhar mais robustas e com maior potencial para análise do comportamento visual, chamamos essas estruturas de eventos [2].

Nas próximas subseções são apresentados estudos focados no comportamento visual em contextos variados e posteriormente são especificados aqueles da área da psicologia.

2.1.1

Eye-tracking na condução de veículos automotivos

O trabalho de Vetturi [21] buscou avaliar a relação entre o comportamento de motoristas em relação a variações de infraestrutura de vias em perímetros urbanos. Sua pesquisa aponta a existência de uma correlação entre o

nível de atenção com o nível de segurança oferecido pela infraestrutura urbana. O conceito de atenção utilizado nesta pesquisa leva em consideração apenas as reações visuais apresentadas pelos motoristas, no entanto, como descrito por Schindler e Lilienthal [22], não é garantido o vínculo entre a visão e a mente, desse modo é incerto afirmar que toda informação observada é processada conscientemente.

2.1.2

Eye-tracking e medicina

O trabalho de Mukherjee e colaboradores [23] apresenta o acompanhamento do desenvolvimento dos conhecimentos de 25 estudantes de citotecnologia. Os estudantes foram submetidos a experimentos, distribuídos em um período de um ano, onde tinham como objetivo diagnosticar amostras de citologia ginecológica. O estudo utilizou *eye tracking* para avaliar a evolução das habilidades de localização e interpretação de informações importantes, apresentando como resultados a possibilidade de mensurar a proficiência dos participantes a partir de variações no tempo de teste, número de fixações e no número de fixações em áreas de interesse. O estudo ressaltou o foco apenas em classificar o grau de proficiência dos profissionais.

Lévêque et al. [26] apresentam uma comparação entre radiologistas e médicos vindos de diferentes meios de atuação e com diferentes níveis de experiência, a fim de avaliar a exploração visual durante o processo de diagnóstico de tumores mamários em exames de raio-X. Foram analisadas a variância aplicada à largura de sacadas e a média da duração de fixações. O estudo aponta a existência de padrões de exploração para cada grupo. Além disso, os autores apresentam a importância de integrar seus achados em sistemas inteligentes para auxiliar no processo de tomada de decisão.

Wataligan et al. [27] fazem uso da tecnologia de *eye-tracking* para comparar profissionais que atuam na área de perícia criminal, com diferentes níveis de experiência. Dados de olhar obtidos de participantes experientes e novatos foram avaliados durante o processo de identificação de evidências em cenários de assassinato com arma de fogo. A análise dos dados foi centrada na comparação dos trajetos visuais entre os dois grupos de participantes, a partir de análises estatísticas e métodos de clusterização. Este estudo teve grande foco na análise de um caso específico, carecendo de um modelo de análise que possa ser generalizado.

2.1.3

Eye-tracking e engenharia

Zhang et al. [24] aplica a tecnologia de rastreamento ocular e outros tipos de sensores fisiológicos para avaliar a capacitação de equipes de operadores de salas de controle em usinas nucleares. Para coletar os dados, nove operadores licenciados foram separados em três equipes de três integrantes. Cada equipe foi submetida a dez cenários diferentes em uma sala de controle simulado com defeitos adversos que deveriam ser corrigidos. Devido ao cenário rico em informações provenientes de múltiplos tipos de sensores, os autores fazem uso de um modelo de aprendizado baseado em dados, diferindo de nossa proposta, em que o modelo será desenvolvido levando em consideração um cenário com escassez de dados.

Para identificar a diferença cognitiva entre engenheiros de petróleo experientes e novatos durante atividades de controle de poços, Naqvi et al. [25] utilizaram *eye-tracking* em simulações virtuais. Os autores concluem que a análise de mapas de calor, representações visuais da trajetória do olhar e métricas de fixação, sacadas e áreas de interesse, são ferramentas com grande capacidade de expor informações relevantes para rastreamento de processos.

2.1.4 eye-tracking e psicologia

O trabalho de Kang et al. [28] apresenta uma abordagem baseada na aplicação de uma SVM para solucionar o problema de classificação de crianças com espectro de autismo. O trabalho demonstra predições com acurácia de até 85% quando combinando features de *eye-tracking* e eletroencefalograma como entrada do modelo. No entanto, o *eye-tracking* foi utilizado unicamente para coletar o tempo total de fixações em áreas de interesse, métricas mais complexas e possivelmente significativas para esse tipo de problema não foram consideradas.

De modo semelhante, Xinfang et al. [5] utilizam dados de *eye-tracking*, eletroencefalograma e resposta galvânica da pele para diagnosticar pessoas com casos severos de depressão. Os algoritmos escolhidos para essa tarefa foram *Random Forest*, *Logistic Regression* e SVM. O trabalho apresentou bons resultados da inclusão de *eye-tracking* como parte de uma entrada multimodal para algoritmos de aprendizado de máquina. Nesse mesmo contexto, Bachurina et al. [29] buscou prever a carga cognitiva durante a solução de atividades com níveis de dificuldade crescente. Neste trabalho foram avaliadas múltiplas abordagens de machine learning. Foram comparadas seis variações de modelos de regressão (*Linear Regression*, *Lasso Regression*, *KNN Regression*, *Ridge Regression*, *XGBoost Regression* e *Random Forest Regression*). Os resultados

identificam maiores valores de acurácia para o *modelo XGBoost Regression* e maior importância para métricas de número de fixações, número de sacadas, tempo de fixação, variância da duração da sacada e o tamanho da pupila. Ambos os trabalhos se diferenciam da nossa proposta por dependerem de uma quantidade grande de dados, enquanto que nós buscamos desenvolver um sistema menos dependente de grandes volumes de dados e que apresente respostas compreensíveis ao usuário.

2.1.4.1

Matrizes Progressivas de Raven

Na psicologia, as RPM são testes de múltiplas escolhas, representados por um conjunto de imagens organizadas em uma matriz 2x2 ou 3x3, com uma figura faltante na última linha da última coluna (Figura 2.1). Para resolver o problema é necessário escolher uma solução que melhor se adeque ao espaço vazio e que esteja de acordo com a lógica que rege as demais imagens presentes na matriz. A função principal desse tipo de teste é mensurar o quociente de inteligência do participante [11].

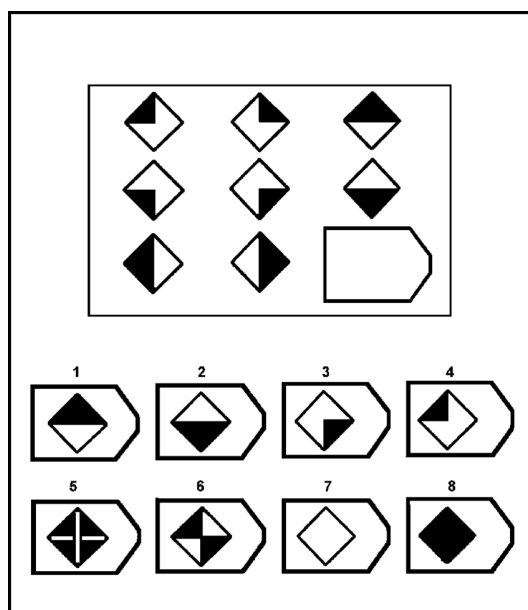


Figura 2.1: Exemplo de RPM (Fonte: [10]). Na parte superior é apresentada a imagem de referência com a figura faltante, e logo abaixo estão as alternativas de resposta.

Por se tratar de uma tarefa que necessita de processamento de informações visuais, métodos de rastreamento ocular são associados a essas avaliações como uma forma de enriquecer suas conclusões. O trabalho de Li et al. [30] investiga se a relação entre a memória de trabalho e a inteligência fluida exercem influência sobre estratégias para solucionar problemas de medição de

intelecto. Os autores fazem uso de RPM e *eye-tracking* para identificar o comportamento estratégico dos participantes. Esse estudo apresenta uma análise estatística descritiva para demonstrar que o uso da memória de trabalho está diretamente relacionado com o tipo de estratégia usada para solucionar o problema.

2.2

Sistemas especialistas

Um sistema especialista, também conhecido como sistema baseado em regras, é um tipo de inteligência artificial que tenta simular o comportamento humano a partir de um conjunto de variáveis e regras. Sua implementação depende fortemente da qualidade das regras geradas a partir do conhecimento de um especialista ou da interpretação de dados do domínio [31].

A organização básica de um sistema especialista pode ser resumido no fluxograma apresentado na Figura 2.2. A base de conhecimento representa o conjunto de informações estruturadas em regras fundamentadas em lógica proposicional no formato “Se X, então Y”, fornecidas pelo especialista. O motor de inferência é o responsável por executar as operações lógicas ligando os dados, ou fatos, às regras contidas na base de conhecimento. Finalmente, a interface de usuário é o meio em que ocorre a troca de informações com o usuário final [32].

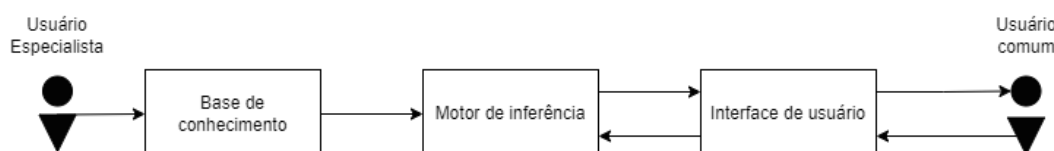


Figura 2.2: Exemplo de arquitetura de um sistema especialista.

O seguinte exemplo visa elucidar o conceito apresentado anteriormente: é necessário classificar o clima como quente ou frio. Para isso é fornecida uma variável chamada “temperatura” e um conjunto de regras, como apresentado abaixo:

1. Se temperatura < 20 então dia está frio
2. Se temperatura >= 20 então dia está quente

Tomando como referência o conhecimento fornecido pelas regras, podemos determinar exatamente qual classificação do clima está de acordo com o valor assumido pela variável temperatura.

Não é garantido que o conhecimento sempre será exato, muitas vezes as informações extraídas do profissional podem apresentar imprecisões e subjetividades, que dificultam a representação pela lógica binária. Nessa circunstância, a lógica fuzzy é usada como uma forma de solucionar o problema. Diferentemente da lógica binária, onde variáveis podem assumir apenas dois valores (0 ou 1), a lógica fuzzy permite que um número infinito de valores no intervalo $[0, 1]$, possam ser associados a múltiplos conjuntos fuzzy representados de modo linguístico. O grau de pertinência de cada valor é determinado por conjuntos de funções de pertinência que pode assumir formas diferentes dependendo da variável representada [33]. Na Figura 2.3 é apresentado um conjunto de funções de pertinência com formato trapezoidal, para determinar o grau de pertinência para os conjuntos “frio” e “quente” apresentados no exemplo acima.

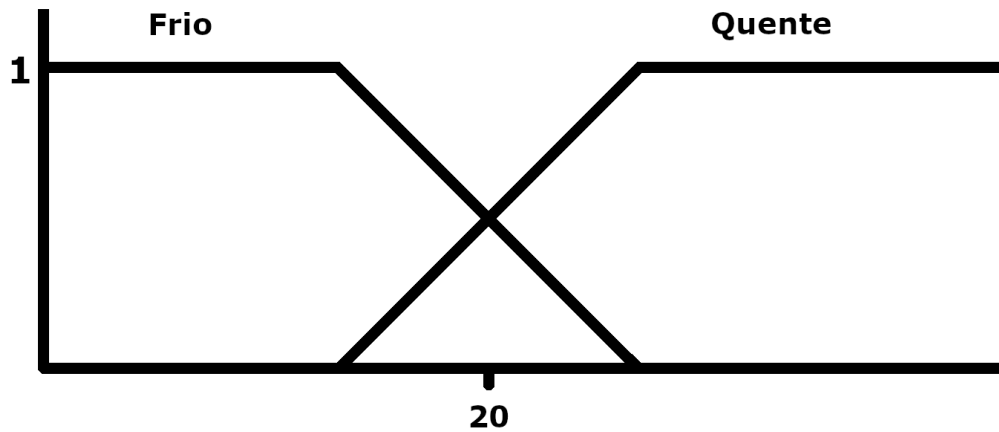


Figura 2.3: Funções de pertinência para determinar o clima. Um valor de temperatura pode estar contido em ambos os conjuntos em níveis diferentes.

Ao adaptar o método para comportar a lógica fuzzy, temos uma alteração na arquitetura, como apresentado na Figura 2.4. As duas novas estruturas adicionadas são: O fuzzificador, que converte valores exatos para valores fuzzy, e o defuzzificador que faz o processo inverso [34].

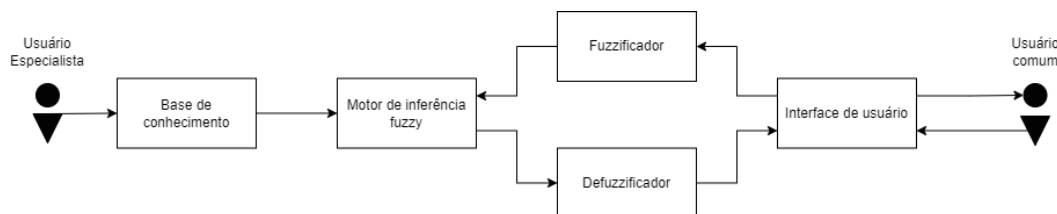


Figura 2.4: Arquitetura de um sistema baseado em regras fuzzy.

Nessa variação, as regras, agora denominadas regras linguísticas ou regras fuzzy, passam a ser representadas por palavras ou sentenças. Dessa forma, podemos definir relações e formular conclusões de um modo mais compreensível

para a mente humana. Abaixo são apresentadas regras linguísticas para o exemplo anterior.

1. Se temperatura é baixa então dia está frio
2. Se temperatura é alta então dia está quente

Apresentam-se a seguir estudos que aplicam sistemas baseados em regras para auxiliar o processo de tomada de decisão.

2.2.1

Sistemas especialistas na literatura

A seguir apresentam-se exemplos onde sistemas especialistas são utilizados em conjunto com dados fisiológicos e cognitivos.

O trabalho de Vasconez et al. [35] apresenta uma aplicação de modelos fuzzy baseados em regras para controlar a velocidade máxima de automóveis. O modelo é alimentado a partir de parâmetros cognitivos, entre eles sonolência, medida a partir do número de vezes que o motorista piscou. Os resultados apontaram que o sistema baseado em regras fuzzy apresentava maior sensibilidade a variações dos parâmetros de entrada, quando comparados a outros modelos baseados em pesos.

Outro exemplo é apresentado por Hwang et al. [36], onde um sistema especialista adaptativo é utilizado para criar uma aplicação de ensino adaptativo destinada a alunos do ensino fundamental, baseada em dados relacionados ao estado cognitivo e afetivo do indivíduo. Os autores constatarem que sistemas adaptativos que se fundamentam apenas em características cognitivas não contribuem para o processo de aprendizado como métodos que também levam em consideração as características afetivas.

Silva et al. [37] usam algoritmos evolutivos para estabelecer o conjunto de regras de um sistema especialista projetado baseado em métricas de qualidade de projetos de TI a fim de inferir informações úteis sobre o estado do projeto. Seus resultados demonstram ganhos de acurácia e a viabilidade em relação a outras propostas da literatura. No entanto, apesar de os autores abordarem a importância da legibilidade do modelo, seus resultados não tratam da avaliação desse quesito em sua proposta.

A pesquisa de Zhu et al. [38] apresenta uma proposta de framework para avaliar preferências de design e atratividade visual de produtos, a fim de reduzir subjetividade e aumentar a credibilidade de processos de avaliação de produtos. A sua abordagem faz uso tanto de sistemas especialistas quanto de *eye-tracking*, no entanto, ambas as tecnologias são aplicadas em momentos

distintos. Sistemas especialistas predizem as preferências de design e *eye-tracking* é usado para determinar a atratividade visual. Os autores apontam a possibilidade de integrar *eye-tracking* ao modelo preditivo em trabalhos futuros.

3

Metodologia do estudo

A metodologia de pesquisa foi constituída das seguintes etapas: pesquisa de estudos na literatura, definição do caso de uso e testes com usuários, seleção de especialista, criação do modelo, proposta da metodologia para modelagem do comportamento visual e avaliação de resultados.

3.1

Pesquisa de estudos na literatura

Nos estudos da literatura foi identificado que a maioria trabalha com grandes quantidades de dados, portanto este estudo objetivou avaliar casos onde há pouca disponibilidade de dados. A fim de enriquecer o processo avaliativo, propõe-se uma metodologia para criação de modelos baseados em regras fuzzy. Para criar as regras de tais sistemas é necessário a colaboração de especialistas, no entanto, o contexto em que esse trabalho foi conduzido, apresenta uma limitação quanto à disponibilidade de profissionais. Portanto, buscou-se na literatura métodos de otimização para contribuir com a geração de regras.

3.2

Definição de caso de uso e testes com usuários para coleta de dados

Nesta etapa foi definido o caso de uso que consistiu na solução de questões objetivas inspiradas em testes de RPM [11], que exigem atenção e a habilidade de reconhecimento de padrões para que sejam respondidas corretamente.

Foram feitos testes em um ambiente virtual controlado com usuários, que em sua maioria eram integrantes do Instituto Tecgraf da PUC-Rio. Os participantes utilizaram óculos de realidade virtual HTC Vive Pro Eye¹ calibrados para cada participante. Antes do teste, cada participante assinou um termo de consentimento (ver Anexo A) e responderam um questionário de enjôo de simulação (*Simulator Sickness Questionnaire - SSQ*) (Ver anexo B) [12, 13]. Os testes e resultados foram publicados em um artigo no Simpósio de Realidade Virtual e Aumentada 2020 (SVR 2020) [39], além do workshop de teses e dissertações do SVR 2020 [40]. Para analisar os dados, foram usadas representações visuais de mapas de calor (Figura 3.1) e scanpath (Figura 3.2).

¹HTC Vive Pro Eye. Disponível em: <https://www.vive.com/us/product/vive-pro-eye/overview/>. Acessado em: 23-05-2022

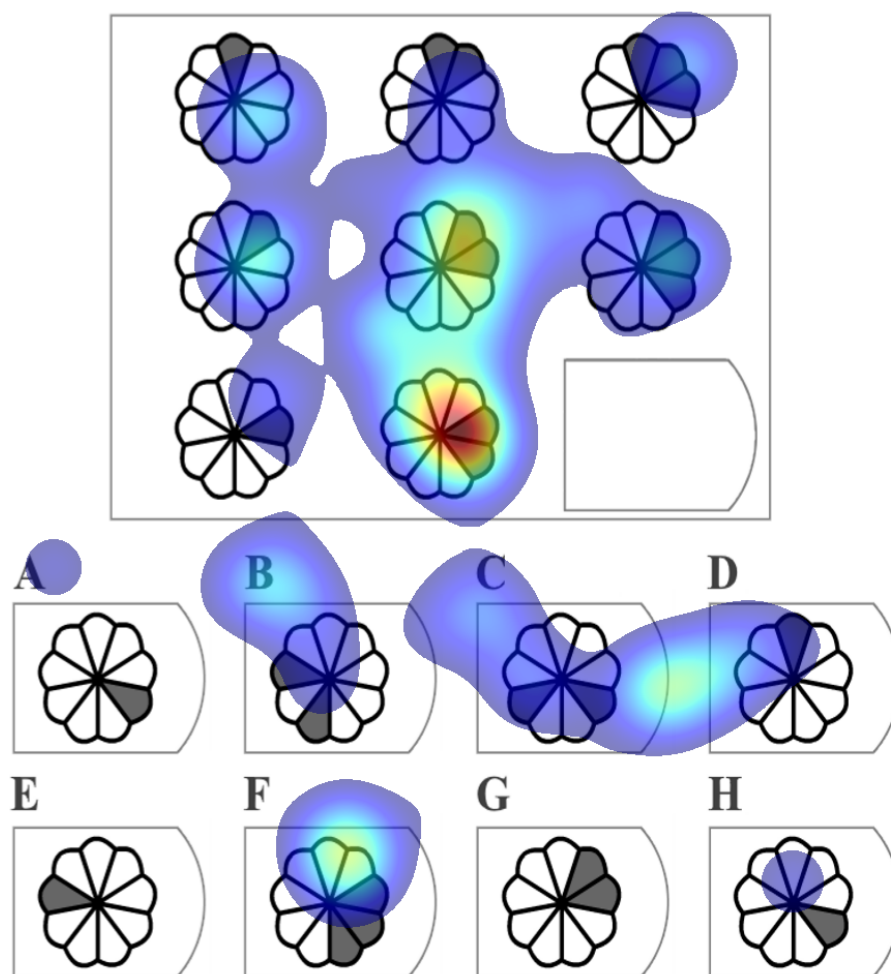


Figura 3.1: Mapa de calor construído a partir dos dados de *eye-tracking*. Áreas mais observadas têm cores mais quentes, enquanto áreas menos observadas têm cores mais frias.

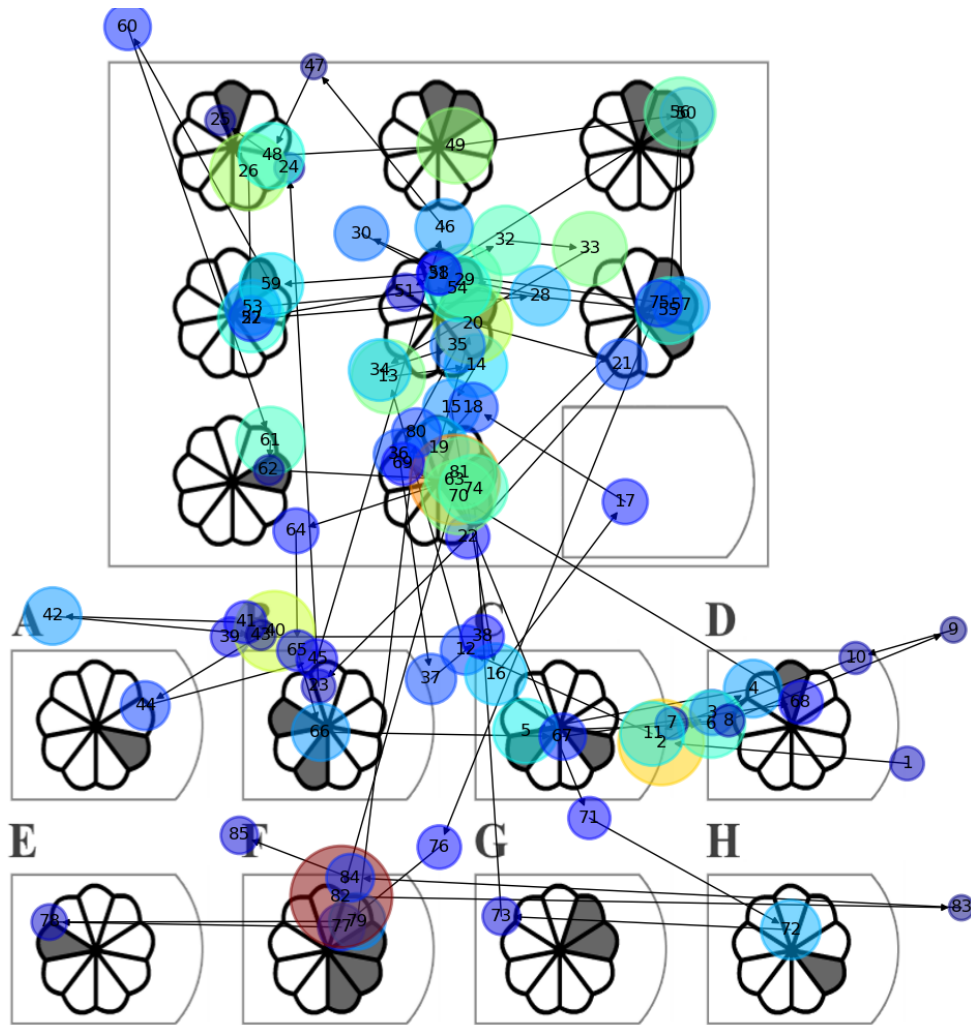


Figura 3.2: Plotagem do scanpath. Permite visualizar o trajeto visual do observador. Círculos representam fixações, a cor do círculo identifica o tempo gasto na fixação, enquanto que as linhas representam as sacadas.

3.3

Seleção de especialista e criação do modelo

Com os dados em mãos, entrou-se em contato com uma especialista em neuropsicologia, definida pela *American Psychological Association* (APA) como a área da psicologia que busca relacionar o funcionamento do cérebro com o comportamento do indivíduo [45]. O dever da especialista foi consultar a validade dos dados obtidos, assim como identificar a possibilidade de utilizá-los para avaliar características psicológicas. Obteve-se uma resposta positiva quanto a viabilidade dos dados, porém haveria limitações quanto ao processo de análise. O parecer da especialista revelou limitações em nosso processo de coleta, em função de um grupo de procedimentos da psicologia que deveriam ser seguidos mas que não foram atendidos durante nosso processo. Dessa

forma, apesar de termos selecionado algumas imagens do teste de RPM, que normalmente busca mensurar inteligência e habilidades dedutivas, optamos por não investigar uma função cognitiva mais específica em termos de psicologia, mas uma função geral a qual chamaremos de eficácia. A eficácia pode ser aqui entendida como a aptidão do usuário em solucionar os problemas de RPM apresentados em 30 imagens em um limite de 10 minutos.

Com o auxílio da especialista, foi possível formalizar matematicamente o conceito de eficiência, o que permitiu quantizar o desempenho de cada participante e determinar valores de referência para validar o desempenho do modelo. Logo em seguida, iniciou-se o desenvolvimento, tomando como base as considerações da especialista e indicadores estatísticos para determinar as melhores entradas para o modelo.

A partir da etapa anterior, foi possível desenvolver um modelo baseado em regras fuzzy sem nenhum tipo de otimização, onde utilizou-se uma meta-heurística bioinspirada para gerar automaticamente as regras e otimizar o desempenho do modelo. Esses ajustes foram guiados pela minimização da raiz quadrada do erro quadrático médio (*Root Mean Squared Error - RMSE*). No entanto, apesar do algoritmo garantir uma melhora no desempenho do modelo, a coerência das regras não foi considerada, o que resultou em um modelo otimizado porém com pouco sentido lógico. Portanto, continuou-se o trabalho com a especialista a fim de refinar o conjunto de regras e embasar o modelo em suas experiências prévias, com o propósito de consolidar um sistema legível e que respondesse de acordo com suas expectativas.

Após um extenso processo de validação das regras, foi obtido um modelo baseado em regras fuzzy com bom desempenho segundo critérios subjetivos de avaliação, levando em consideração as limitações de dados e disponibilidade de especialistas do contexto em que o trabalho foi desenvolvido. Além disso, o feedback do especialista foi positivo quanto a validade e legibilidade do sistema. Todo esse processo faz parte da metodologia proposta neste estudo e é descrita a seguir.

3.4

Proposta da Metodologia para modelagem do comportamento visual

Nesta seção são apresentados pontos importantes para guiar o uso de *eye-tracking* para desenvolver modelos baseados em regras fuzzy. Os diagramas apresentados nas Figuras 3.3 e 3.4, exibem os passos necessários para aplicar a metodologia com sucesso. A Figura 3.3 apresenta as etapas metodologia de modo geral, enquanto que a Figura 3.4 especifica a etapa de modelagem do sistema especialista. Em seguida cada passo é detalhado.

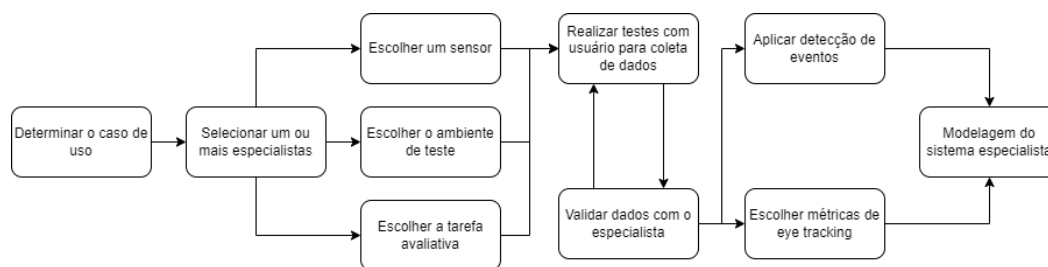


Figura 3.3: Diagrama geral da proposta de metodologia.

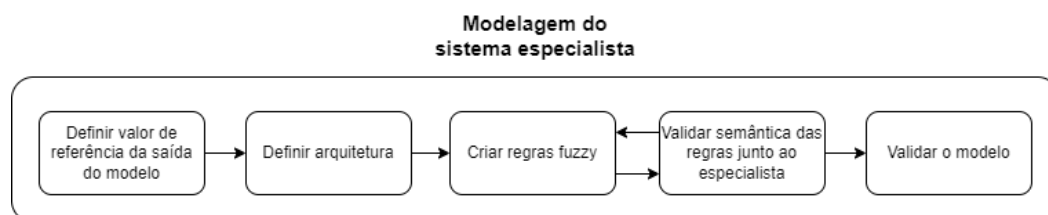


Figura 3.4: Diagrama complementar para detalhar as etapas do processo de modelagem do sistema especialista.

Caso de uso. Para usar corretamente os métodos de *eye-tracking* é necessário escolher um contexto em que a observação de estímulos esteja correlacionada a executar determinada atividade corretamente. Nesta pesquisa optou-se por avaliar o comportamento visual durante testes inspirados em RPM, para determinar a eficácia com que o usuário executou a tarefa. Essa escolha foi feita em conjunto com a especialista e de acordo com o tipo de dado disponível.

Seleção do especialista. O especialista ajuda a guiar o processo de coleta de dados, orientando como a interação com o usuário deve acontecer e como a tarefa deve ser construída e aplicada, dependendo do que se deseja avaliar. Caso os dados já tenham sido coletados, o especialista tem a função de validá-los e determinar a viabilidade de uso desses dados. Logo, espera-se que o primeiro passo no desenvolvimento do modelo seja identificar profissionais especializados na área de concentração do caso de uso abordado. É interessante apresentar a tecnologia de *eye-tracking* para o profissional, uma vez que ele contribuirá com a validação dos dados e da análise. Além disso, é interessante que a etapa de experimentação seja acompanhada do profissional, para evitar possíveis consequências negativas sobre os dados coletados.

Coleta de dados. A coleta de dados é dependente da escolha e configuração do sensor de *eye-tracking*, determinação de um ambiente de teste adequado e definição de tarefas avaliativas. Nesse momento deve-se arquitetar corretamente o ambiente em que os testes serão realizados, os equipamentos utilizados e o tipo da tarefa que deverá ser concluída pelos participantes. Como

destacado anteriormente, também é necessário o acompanhamento do especialista durante esse processo, pois a execução inadequada dessa etapa afeta negativamente os dados coletados que por sua vez podem ocasionar na perda de qualidade do modelo.

Eye-tracking. Para coletar os dados de *eye-tracking* é necessário um dispositivo de rastreamento ocular. O sensoriamento pode ser feito por um dispositivo próprio para a tarefa ou por uma webcam devidamente configurada para identificar o movimento dos olhos [43]. É importante ressaltar que o sensor deve ser calibrado para cada usuário.

Ambiente de teste. Para que a experimentação seja conduzida é necessário um ambiente bem planejado e um tipo de estímulo para o participante observar, que pode ou não estar associado a uma tarefa. É importante ajustar o ambiente para o tipo de tarefa avaliada, reduzindo distrações e ressaltando o objetivo a ser concluído.

Tarefas avaliativas. São as atividades que o usuário irá realizar, utilizando o sensor, e que permitirá a captura dos dados de seu comportamento visual. É importante que a tarefa seja devidamente explicada para os participantes antecipadamente, pois o correto entendimento e execução podem influenciar nos dados.

Deteção de eventos. Consiste na classificação dos dados brutos em eventos oculomotores. Eventos representam o comportamento visual de modo mais detalhado que os dados brutos, portanto tem maior potencial para enriquecer o processo avaliativo. Esse processo pode ser feito a partir de uma série de algoritmos de detecção de eventos que são classificados de modo geral em dois grupos: 1) detecção baseada em dispersão e 2) detecção baseada em velocidade [42]. A saída de ambos os métodos é constituída de duas listas contendo fixações e sacadas. A detecção baseada em dispersão, classifica as amostras a partir da comparação do espaçamento entre duas amostras adjacentes e um valor de referência, se o espaço for maior que a referência, então a amostra é considerada como uma sacada, caso contrário é uma fixação. A detecção por velocidade é semelhante, no entanto o parâmetro de referência é a agilidade com que o olho se movimentou em cada amostra, valores acima da referência são classificados como sacadas e valores abaixo são fixações. Neste estudo a escolha de um algoritmo baseado em velocidade foi selecionado com base em estudos de referência, que afirmam que essa classe de algoritmo apresenta bons resultados para detecção de fixações e sacadas [19], além de ser facilmente implementada.

Escolha de Métricas de *eye-tracking*. A escolha de métricas depende dos eventos e do tipo de tarefa da qual se deseja avaliar o comportamento

visual. O livro de Holmqvist e Nystrom [2] apresenta uma extensa lista de medidas de *eye-tracking*, bem como suas definições, o que permite auxiliar na seleção das métricas mais apropriadas para cada contexto.

Criação do modelo. O funcionamento do modelo baseado em regras é dependente de três componentes principais: entradas, saídas e regras. As entradas devem ser constituídas de métricas de *eye-tracking*, que devem ser relacionadas de modo lógico. A saída representa a medida que se deseja prever, no contexto de processos avaliativos podem ser categorias que qualificam o desempenho do avaliado (e.g. bom, regular ou ruim), enquanto as regras são operações lógicas que relacionam as variáveis de entrada para gerar um valor de saída. No capítulo 4 será apresentado como as regras foram geradas com base no caso de uso.

Avaliação e principais resultados. A avaliação é composta da análise de desempenho do modelo gerado a partir da aplicação da metodologia, assim como um parecer da especialista em relação à sua satisfação com o modelo.

4

Aplicação da metodologia proposta para modelagem do comportamento visual

Este capítulo apresenta a metodologia proposta para criação de modelos baseados em regras e sua aplicação para um caso específico. Cada seção objetiva descrever uma fase do processo metodológico. A organização do capítulo é apresentada da seguinte forma: na seção 4.1 é apresentado o caso de uso e o processo de escolha e interações com a especialista. A seção 4.2 descreve o sensor, o ambiente e a tarefa definida para a coleta de dados, assim como a execução do experimento. A seção 4.3 detalha o processo de conversão dos dados brutos em eventos de olhar e escolha das métricas, bem como suas definições. A seção 4.4 descreve o processo para determinar o conceito de eficácia. Por fim, a seção 4.5 apresenta a criação do modelo.

4.1

Caso de uso e seleção do especialista

Como mencionado no capítulo anterior, o caso de uso consiste na avaliação de eficácia de execução de tarefas inspiradas em testes de RPM. Para esse fim buscamos a contribuição de uma psicóloga especializada na área de neuropsicologia. As interações com a especialista foram em forma de reuniões por videoconferência e mensagens de texto. Ela colaborou de duas maneiras principais ao longo da pesquisa. A primeira contribuição foi no processo de validação dos dados, onde identificou se os resultados da experimentação seriam adequados para a análise que objetivamos. Ela também foi responsável por validar as regras e as saídas do modelo.

4.2

Coleta de dados

Essa seção detalha o sensor de *eye-tracking*, o ambiente virtual de teste, as tarefas realizadas pelos participantes e a execução do experimento.

Sensor de *eye-tracking*. Foi utilizado um sensor de realidade virtual HTC Vive Pro-eye, que inclui um sensor integrado (Figura 4.1). O uso de realidade virtual permite desenvolver ambientes controlados, em que o examinador pode usufruir de aspectos interativos para instigar e motivar os participantes [44].



Figura 4.1: Óculos de realidade virtual HTC Vive Pro Eye. Em vermelho está ressaltado o sensor de *eye-tracking*. (Fonte: <https://www.roadtovr.com/htc-vive-pro-eye-tracking-announcement-ces-2019/>)

Ambiente virtual de teste. Devido a questões de disponibilidade da tecnologia, o processo de experimentação foi conduzido em um ambiente virtual. O ambiente foi desenvolvido para simular um escritório real, o qual dispunha de móveis como mesas, armários e cadeiras. O participante era posicionado no centro da sala, orientado à frente de um quadro branco, onde as tarefas eram apresentadas (Figura 4.2).



Figura 4.2: Ambiente virtual usado para coletar os dados. (Fonte: [39])

Tarefas avaliativas. É utilizada a solução do teste inspirado em RPM como tarefa principal para coleta de dados. A imagem e as alternativas eram

apresentadas aos participantes que deveriam manipular o controlador HTC Vive Controller¹ para selecionar a resposta correta para cada questão do teste.

4.2.1

Realização do experimento

Uma vez que os equipamentos e o ambiente de teste foram definidos, convidamos um conjunto de pessoas para participarem como voluntários no processo de experimentação. No total, 10 voluntários participaram do estudo. Devido ao período em que o experimento foi conduzido (julho de 2019), tivemos grandes dificuldades em recrutar pessoas, em virtude da pandemia do COVID-19, imposições de restrições de fluxo de pessoas e agrupamento em locais fechados. O grupo de participantes foi constituído em grande maioria por membros efetivos da equipe de desenvolvedores do Instituto Tecgraf/PUC-Rio, desse modo, não houve grande diversidade no perfil de participantes.

Os experimentos foram conduzidos exclusivamente no sétimo andar do Instituto Tecgraf na PUC-Rio. Em virtude de usarmos equipamentos de realidade virtual fixados ao rosto do usuário, tomamos os devidos cuidados para higienizá-los após cada sessão. Além disso, foi aplicado um questionário de enjoo de simulação antes de cada sessão de teste, para ter conhecimento de possíveis efeitos do ambiente virtual sobre cada pessoa.

Como descrito anteriormente, o objetivo de cada sessão era solucionar corretamente um conjunto tarefas inspiradas em RPM. Cada participante foi submetido a dois cenários diferentes, ambos com 15 tarefas de RPM, totalizando 30 tarefas distintas. Ao fim do processo foi salvo um arquivo .json com os dados de rastreamento ocular, tempo para conclusão das tarefas, respostas certas, erradas e faltantes. Os dados de rastreamento e o tempo foram usados para o processo de detecção de eventos, enquanto as respostas corretas, erradas e faltantes foram usadas como base para calcular o valor de referência da eficácia.

4.3

Deteção de eventos e escolha de métricas

Os dados brutos obtidos na etapa anterior indicam apenas as posições do olho sobre o estímulo, portanto contribui pouco para uma análise mais aprofundada do comportamento do olhar. Para converter os dados brutos é necessário identificar e destacar a ocorrência de eventos. Neste estudo, a

¹HTC Vive Controller. Disponível em: <https://www.vive.com/us/accessory/controller2018/>. Acessado 23-05-2022

detecção de eventos foi realizada usando um algoritmo baseado em velocidade inspirado na implementação de Salvucci e Goldberg [46].

Com os eventos processados, é interessante utilizá-los para calcular medidas que expressam numericamente características implícitas do processo de observação. Devido ao número abundante de medidas, é difícil selecionar as mais adequadas para cada análise. Neste estudo, foram selecionadas 14 métricas que julgamos adequadas para a análise em função de seus significados dentro da área de eye-tracking [2]. As tabelas abaixo apresentam as definições dos eventos (Tabela 4.1) e métricas usadas nesse trabalho (Tabela 4.2) .

Característica	Descrição
Fixações	São posições sobre o estímulo, onde o observador repousou o olhar por um período prolongado. Representam o processo de processamento de informações.
Sacadas	São conexões entre duas fixações, representam a mudança de atenção visual e o processo de busca de informações.
Scanpath	É uma estrutura usada para representar o conjunto de fixações e sacadas. Representa todo o trajeto visual do observador.
Áreas de interesse (AoI)	São pontos do estímulo que possuem importância visual para o observador. Podem ser definidas a partir da análise dos dados pré-definidas antes do experimento.

Tabela 4.1: Aspectos importantes para análise de dados de *eye-tracking*.

Variável	Descrição
Número de fixações	Número absoluto de fixações do olhar durante o experimento. Indica a complexidade do estímulo.
Número de sacadas	Número absoluto de sacadas durante o experimento. Indica o quanto o usuário realizou buscas pelo estímulo.
Densidade espacial	Representa o percentual total de área do estímulo coberta por fixações. Indica a razão de área do estímulo que foi visualizada pelo usuário
Duração do scanpath	Tempo em segundos do início ao fim de um scanpath. Indica a eficiência do processo de busca, scanpaths com durações muito longas podem indicar buscas menos eficientes.

Tamanho do scanpath	O tamanho em pixels, de um scanpath. Indica a eficiência de busca, scanpaths muito longos podem indicar buscas menos eficientes.
Fixações/Sacadas	Razão entre fixações e sacadas, representa a relação entre o tempo gasto buscando e processando informações.
Fixações por área de interesse	Número de fixações sobre uma área de interesse. Define a atratividade visual de uma área de interesse
Razão de fixações por área de interesse	Percentual de fixações em uma área de interesse em relação ao total.
Tempo de permanência	Tempo total gasto observando uma área de interesse. Pode ser usado para comparar a atratividade de múltiplas áreas de interesse.
Tempo até a primeira fixação	Tempo gasto até a primeira fixação em uma área de interesse. Valores mais baixos indicam alta atratividade visual de uma área de interesse.
Amplitude das sacadas	Distância percorrida pelos olhos durante as sacadas. Pode indicar dificuldade em tarefas de busca ou execução de um processo de inspeção cuidadosa.
Duração das sacadas	Tempo gasto durante as sacadas. Pode representar a dificuldade de uma tarefa.
Velocidade das sacadas	Velocidade dos olhos durante as sacadas. Pode indicar a dificuldade da tarefa.
Reincidência do olhar	Número de vezes que a atenção do observador retornou a uma área de interesse. Pode indicar quais aspectos do estímulo são priorizados pelo participante e as capacidades atrativas da área de interesse.

Tabela 4.2: Métricas de *eye-tracking* usadas neste estudo.

4.4

Classificação da eficácia

Os dados obtidos tais como tempo de execução das tarefas, número total de questões respondidas, número de questões respondidas corretamente, número de questões respondidas incorretamente e tempo total gasto por cada participante em ambos os cenários, foram compartilhados com a especialista

em formato de tabela, com as amostras identificadas por IDs ordenados de forma crescente (Figura 4.3).

De acordo com a especialista, testes objetivos avaliam diversas funções cognitivas (atenção, memória, inteligência, etc.) e permitem a análise quantitativa dessas funções, através da comparação do desempenho do examinando com um grupo normativo. A escolha dos testes neuropsicológicos deve ser baseada nas suas qualidades psicométricas, validação e adaptação para a cultura no qual será aplicado. O teste Matrizes Progressivas de Raven (RPM) é um dos diversos testes objetivos disponíveis para uso do profissional de psicologia e, como tal, deve ser usado seguindo determinadas instruções e critérios de aplicação e correção padronizados. A análise quantitativa desses resultados, unida a observação clínica, entrevistas e inventários, propicia conhecimento acerca do perfil cognitivo do indivíduo e contribui para o diagnóstico clínico de diversos transtornos psicológicos. O parecer da especialista, com relação ao nosso conjunto de dados, demonstrou limitações em nosso processo de coleta em função desse grupo de procedimentos da psicologia que deveriam ser seguidos, mas que não foram atendidos durante nosso processo. Dessa forma, apesar de termos selecionado algumas imagens do teste de RPM, que normalmente busca mensurar inteligência e habilidades dedutivas, optamos por não investigar uma função cognitiva mais específica em termos de psicologia, mas uma função geral a qual chamaremos de eficácia. A eficácia pode ser aqui entendida como a aptidão do usuário em solucionar os problemas de RPM apresentados em 30 imagens.

Participante	Cenário	Respondeu todopmo total da tare	empo por cenári	Quantas faltaram	Quais faltaram?	Número de acertos	Total de acertos	Número de erros	Total de erros	Acertou	Errou
1	Cenário 1	Não	18:01	10:00	2: 29 e 30	7	15	6	13	2, 3, 5, 7, 9, 10, 27, 28	12, 13, 15, 26, 14, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25
	Cenário 2	Sim		8:01	0 N/A	8		7		1, 4, 6, 8, 20, 21, 23, 24	7, 13, 15, 28, 30
2	Cenário 1	Sim	13:42	7:31	0 N/A	10	14	5	16	2, 3, 5, 9, 10, 11, 30	4, 14, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25
	Cenário 2	Sim		6:11	0 N/A	4		11		1, 6, 8, 16	9, 13, 15, 28, 29, 30
3	Cenário 1	Sim	11:28	5:58	0 N/A	9	14	6	16	2, 3, 5, 7, 10, 11	4, 6, 14, 17, 18, 19, 20, 21, 23, 24
	Cenário 2	Sim		5:30	0 N/A	5		10		1, 8, 16, 22, 25	9, 11, 15, 26, 14, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25
4	Cenário 1	Sim	18:07	8:07	0 N/A	11	22	4	6	2, 3, 5, 7, 9, 10, 13, 27, 28, 30	12, 13, 15, 26, 14, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25
	Cenário 2	Não		10:00	2: 24 e 25	11		2		1, 4, 6, 8, 14, 16, 19, 23	12, 26, 28, 29, 30
5	Cenário 1	Sim	13:49	6:00	0 N/A	7	14	8	16	2, 3, 5, 7, 10, 12, 27, 28, 29, 30	14, 16, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25
	Cenário 2	Sim		7:49	0 N/A	7		8		1, 4, 6, 8, 17, 18, 21, 23, 24, 25	12, 26, 28, 29, 30
6	Cenário 1	Sim	18:35	9:59	0 N/A	10	22	5	8	2, 3, 5, 7, 9, 10, 30	1, 4, 6, 8, 16, 17, 14, 20, 23
	Cenário 2	Sim		8:36	0 N/A	12		3			

Figura 4.3: Exemplo da planilha com os dados de teste para seis participantes.

Os dados compartilhados com a especialista permitem levantar características que possam determinar o valor de referência da eficácia durante a execução da tarefa. A tabela 4.3 apresenta as observações levantadas pela especialista, assim como nossa interpretação dessas informações.

Os dados foram divididos usando uma proporção 6/4, com 60% dos dados para treinamento (6 participantes) e 40% para teste e validação (4

Obs.	Descrição da especialista	Interpretação
A	"Eficácia: Completar a tarefa e errar menos dentro do tempo estabelecido. Peso maior para errar menos, já que a tarefa não é de agilidade e sim de raciocínio e precisão."	Eficácia é dependente da conclusão de todas as atividades dentro da tarefa e minimizar o número de erros. Errar menos resulta em menos penalidades que deixar questões por fazer, uma vez que a tarefa depende de raciocínio e precisão
B	"Quanto mais erros, menor a precisão e pior a eficácia."	Mais erros resultam em uma eficácia menor.
C	"Quanto menos erros, mais preciso e mais eficiente."	Menos erros resultam em uma eficácia maior.

Tabela 4.3: Descrição e interpretação das observações levantadas pela especialista.

participantes). A divisão tentou se basear nos valores das variáveis de cada participante para tentar dividir os grupos, de forma a garantir diversidade de dados em ambos os grupos.

Com base nessas informações, definimos uma função matemática para pontuar e rankear os participantes com a partir da eficácia, levando em consideração o número de questões resolvidas, acertos e erros. A saída dessa equação produzirá um valor entre zero e duas vezes o número total de questões. A equação foi validada junto à especialista.

$$Eficácia = QuestõesResolvidas - (Erros - Acertos) \quad (4-1)$$

A Tabela 4.4 apresenta o resultado a função de eficácia para os dados.

Participante	Eficácia	Ranking
1	30	2
2	28	3
3	28	3
4	44	1
5	28	3
6	44	1

Tabela 4.4: Ranking de eficácia para cada participante.

Existe um empate na pontuação dos participantes 6 e 4, considerados como os mais eficientes do processo. No entanto, essa pontuação não reflete o processo descrito na observação A levantado pela psicóloga, pois o participante 4 não concluiu a tarefa, logo, não deveria estar no mesmo rank que o participante 6. Além disso, o participante 1 está acima dos participantes 2, 3 e 5, apesar de não ter concluído a tarefa. Portanto, a equação de eficácia

foi reajustada para conter uma penalidade para os participantes que não concluíram a tarefa, resultando na equação abaixo:

$$Eficácia = TotalDeQuestões - 2 * (QuestõesFaltantes) - (Erros - Acertos) \quad (4-2)$$

Dessa forma obtivemos um ranking mais adequado para as observações feitas pela especialista. Como mostra a Tabela 4.5 a posição dos participantes 1 e 4 é reajustada para representar as suas eficácias de forma justa em relação aos demais participantes.

Participante	Eficácia	Ranking
1	28	3
2	28	3
3	28	3
4	42	2
5	28	3
6	44	1

Tabela 4.5: Valores e ranking para a nova função de eficácia.

4.5

Criação do modelo

Esta seção apresenta as etapas do processo de concepção do modelo baseado em regras fuzzy. São descritos os processos para geração automática e validação das regras fuzzy, organização da arquitetura do modelo e a configuração das funções de pertinência.

4.5.1

Regras fuzzy

Em um primeiro momento, o conjunto de regras fuzzy foi criado automaticamente utilizando um otimizador global por enxame de partículas (*Particle Swarm Optimizer - PSO*) [41], que consegue explorar o conjunto de todas as possíveis combinações de regras, retornando um subconjunto contendo aquelas que apresentam bons resultados. A geração automatizada de um conjunto inicial de regras permitiu contribuir com o trabalho da psicóloga, que teria valores de referência para iniciar seu trabalho.

Esse processo permite agilizar a formulação de regras, no entanto, o parâmetro de qualidade da solução é baseado na minimização do valor de erro, sem considerar o sentido lógico das relações entre variáveis. Portanto, muitas regras são geradas sem coerência, incluindo a geração de casos inválidos onde variáveis não são incluídas nas relações, o que pode reduzir a legibilidade do

modelo para os especialistas. Dessa maneira, utilizamos esse conjunto de regras apenas como referência, para simplificar a validação. Em seguida as regras consideradas inválidas foram removidas e casos faltantes foram adicionados ao conjunto gerado automaticamente. Por fim, a especialista identificou, removeu e alterou regras sem sentido lógico e, quando necessário, criou novas regras. A tabela 4.6 apresenta o conjunto de regras geradas automaticamente, enquanto a tabela 4.7 apresenta o mesmo modelo após a remoção de regras inválidas e adição de casos faltantes.

Regra	Razão de fixação Por AoI	Tempo de permanência	EficáciaAoI
1	Baixa	Média	Alta
2	\emptyset	Alta	Baixa
3	Média	\emptyset	Muito Baixa
4	Média	Alta	Alta
5	Média	Média	Alta
6	Média	Baixa	Muito Alta
7	Baixa	Baixa	Muito Alta

Tabela 4.6: Conjunto de regras gerado automaticamente. É importante notar que as regras 2 e 3 são inválidas por analisarem apenas uma variável.

Regra	Razão de fixação Por AoI	Tempo de permanência	EficáciaAoI
1	Baixa	Baixa	Muito Alta
2	Baixa	Média	Alta
3	Baixa	Alta	Média
4	Média	Baixa	Muito Alta
5	Média	Média	Alta
6	Média	Alta	Alta
7	Alta	Baixa	Média
8	Alta	Média	Alta
9	Alta	Alta	Muito Alta

Tabela 4.7: Conjunto de regras ajustadas. Todas as regras inválidas foram removidas e as regras 3, 7, 8 e 9 foram adicionadas para garantir todos as combinações possíveis.

4.5.2 Arquitetura

Com a criação da expressão matemática para calcular o valor de referência da eficácia, a próxima etapa seria determinar a arquitetura do modelo.

Primeiramente foi necessário identificar as entradas e saídas do modelo. As entradas seriam representadas pelas métricas de *eye-tracking*, enquanto que a saída seria a eficácia. A saída deve ser representada pela variável que se deseja classificar, em nosso caso seria a eficácia do participante. Enquanto que as entradas devem conter o conjunto de métricas de *eye-tracking*.

Todos os dados foram padronizados usando Z-Score para tornar suas escalas semelhantes. Esse processo permite que uma determinada feature não tenha mais influência sobre o modelo do que as demais, assim como uniformizar o domínio de cada variável.

À medida que o número de variáveis de entrada aumenta, o número de regras cresce de modo exponencial. Um número muito grande de regras pode sobrecarregar e inviabilizar o processo de validação do especialista, além de aumentar o tempo de processamento do algoritmo para geração de regras. Para não gerar um conjunto muito extenso, decidimos selecionar as seis métricas com maior correlação em relação aos valores resultantes da função de eficácia. A Tabela 4.8 apresenta os valores de correlação para cada variável, em negrito estão as variáveis selecionadas.

Variável	Correlação
Número de fixações	-0.0577
Número de sacadas	-0.0577
Densidade espacial	-0.1193
Duracao do scanpath	0.0637
Tamanho do scanpath	-0.0215
Fixação/Sacada	<u>0.4267</u>
Fixações por Área de interesse	0.5521
Razão de fixações por Área de interesse	<u>0.6429</u>
Tempo de permanência	<u>0.5603</u>
Tempo até a primeira fixação	0.0397
Amplitude das sacadas	-0.0444
Duração das sacadas	<u>-0.2845</u>
Velocidade das sacadas	<u>0.4343</u>
Reincidência do olhar	<u>0.5308</u>

Tabela 4.8: Correlação das variáveis em relação à eficácia.

Para não criar um modelo exageradamente complexo com um número grande de entradas, fizemos uma subdivisão do modelo em um conjunto de sub-modelos com no máximo duas entradas cada, como apresentado na Figura

4.4. Desse modo, cada operação lógica usaria um número menor de operandos, tornando o processo menos exaustivo para o especialista.

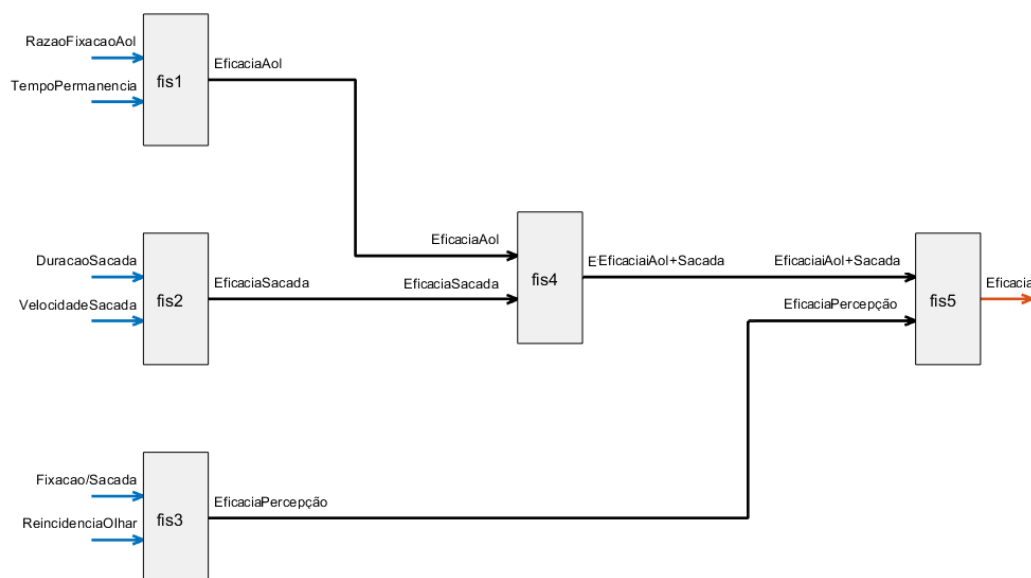


Figura 4.4: Arquitetura do modelo. As variáveis de entrada são processadas pelos modelos *Fuzzy Inference System* (fis) fis1, fis2 e fis3. Esses produzem valores de eficácia intermediários, que alimentam os modelos fis4 e fis5. O modelo fis5 é o responsável por produzir a eficácia geral do processo.

Na Figura 4.4 cada retângulo representa um fis (*Fuzzy Inference System*). Nessa organização os modelos fis1, fis2 e fis3 recebem as variáveis de entrada, cada uma com três valores possíveis (baixo, médio e alto), o que faz que cada um possa ter no máximo nove regras válidas. Fis4 e fis5 recebem e processam as saídas produzidas pelos três, usando cinco estados possíveis para cada (muito baixo, baixo, médio, alto e muito alto), resultando em um máximo de 25 regras válidas para cada. Quando somamos todas as regras possíveis de cada modelo, temos um máximo geral de 77 regras válidas, que é um valor mais acessível para o especialista.

As entradas dos submodelos fis1, fis2 e fis3 foram definidos a partir do pareamento lógico de variáveis. Buscamos agrupar no fis1 as métricas que relacionadas à observação de AoI (Razão de fixação por AoI), o fis2 processa informações de sacadas (Duração e velocidade das sacadas) e o fis3 analisa os dados de percepção (Fixação/Sacada e Reincidência do olhar). As variáveis de entrada do modelo intermediário fis4, que recebe as saídas dos modelos anteriores, foram escolhidas com base em múltiplos testes com diferentes combinações de entradas. Executamos o algoritmo de geração de regras aleatórias 20 vezes e avaliamos os valores da média, desvio padrão,

mínimo e máximo do RMSE para as três possíveis permutações das entradas do modelo. Os resultados indicam que a combinação de entrada usando o fis1 e o fis2 apresentou valores menores para média (7.74), mínimo (5.27) e máximo (11.45), com pouca diferença do desvio padrão em relação às demais configurações. Portanto, foi decidido que as entradas do fis4 seriam as saídas do fis1 e do fis2. A tabela 4.9 apresenta os resultados desse teste. Por fim, o fis5 agrega as entradas de ambos fis4 e fis3, produzindo a saída definitiva do modelo.

Configurações de entrada para fis4	Mínimo	Máximo	Média	Desvio padrão
fis1 + fis2	5.27	11.45	7.74	1.66
fis1 + fis3	5.99	12.30	9.06	1.86
fis2 + fis3	5.47	11.72	8.36	1.54

Tabela 4.9: Cálculos estatísticos para as possíveis configurações de entrada do fis4.

4.5.3

Funções de pertinência

Nessa etapa é necessário definir dois pontos importantes, o formato das funções de pertinência e os intervalos que definem cada valor que as variáveis linguísticas podem assumir. O formato de curva escolhido foi o trapezoide, por este estar mais de acordo com o comportamento matemático de cada variável.

Quanto aos intervalos dos valores linguísticos, tentamos selecioná-los utilizando o mesmo processo de otimização heurística apresentado para a criação de regras, no entanto variações dos intervalos não demonstraram melhorias significativas nos resultados do modelo, portanto mantivemos os intervalos homogêneos ao longo do domínio de cada variável. As Figuras 4.5 e 4.6, apresentam as funções de pertinência para os conjuntos de estados possíveis para as saídas dos submodelos fis1 e fis5.

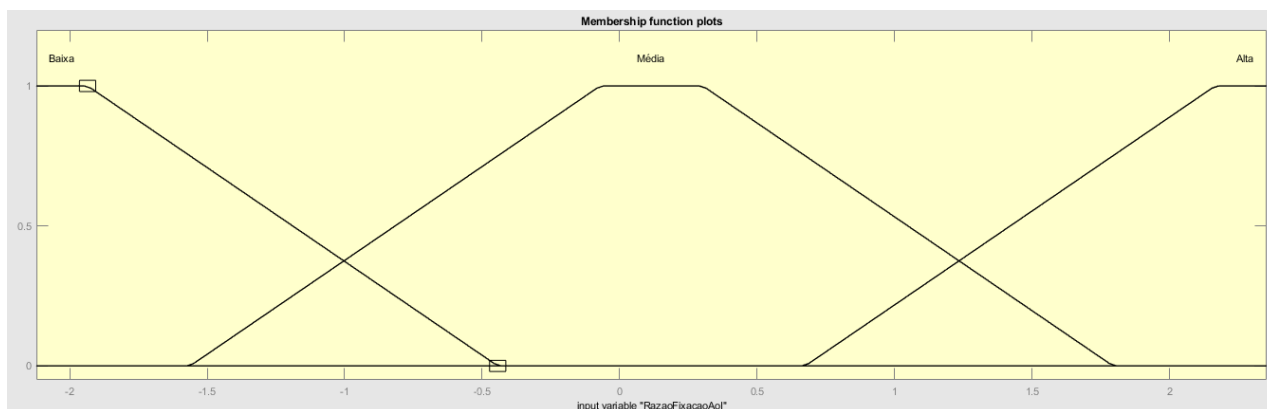


Figura 4.5: Funções de pertinência do submodelo fis1. A sua saída pode se classificada em três grupos: "baixa", "média" ou "alta".

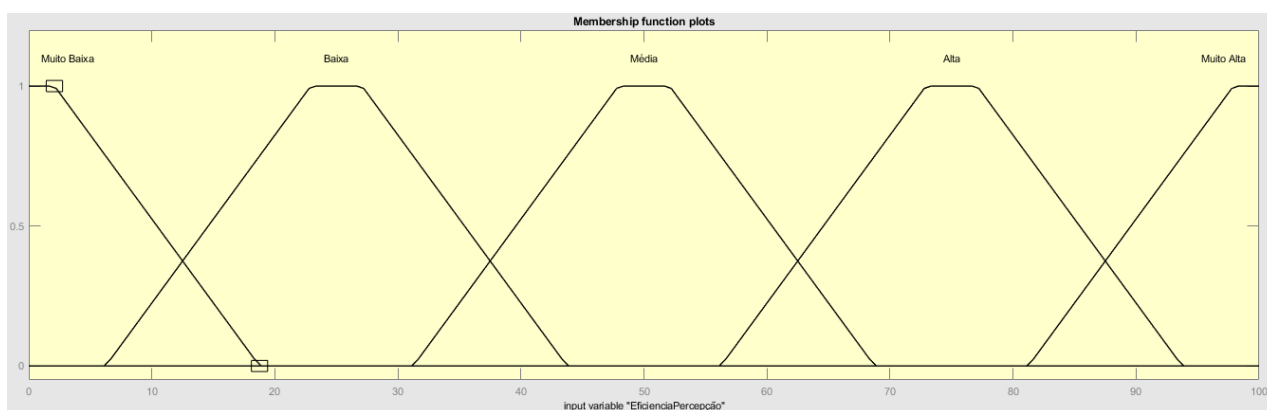


Figura 4.6: Funções de pertinência do submodelo fis5. A sua saída pode ser classificada em cinco grupos: "muito baixa", "baixa", "média", "alta" ou "muito alta".

5 Resultados

A avaliação da qualidade e melhoria do modelo foi fundamentada na comparação do valor do RMSE antes e após a alteração das regras, feita pelo especialista. Além disso, foram comparadas as saídas do modelo em relação a avaliação da especialista.

O conjunto de dados de validação foi composto por informações de quatro participantes. Como descrito anteriormente, cada participante se submeteu a dois cenários de testes, portanto o conjunto de dados foi formado por oito amostras diferentes. A seguir, as amostras são mencionadas usando IDs no intervalo de 1 a 8.

O processo de geração de regras resultou em um modelo com um conjunto de 40 regras, chamaremos esse modelo de Modelo A. O cálculo do RMSE para os dados de validação resultou em um valor igual a 10.8012, que representa o melhor resultado encontrado após 20 execuções do PSO para otimização do resultado. A Figura 5.1 apresenta um comparativo entre os resultados de predição e os valores reais de eficácia para cada amostra.

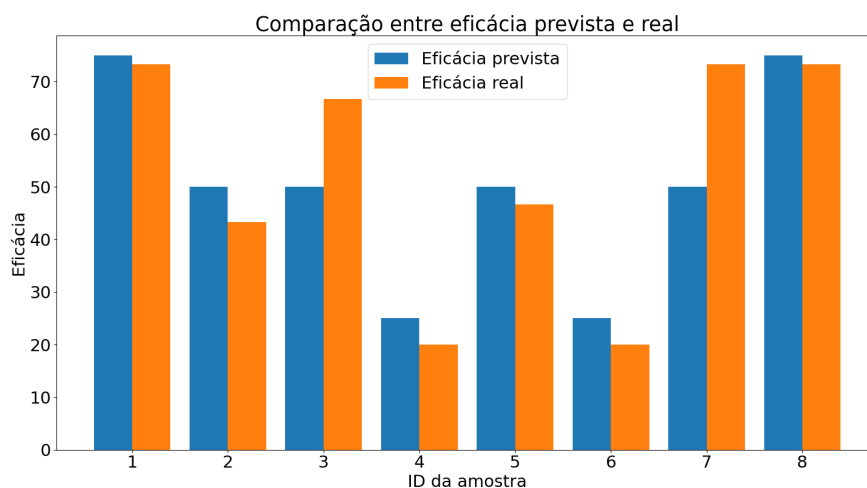


Figura 5.1: Valores de RMSE do Modelo A para as amostras no conjunto de validação. Em azul são apresentados os valores previstos pelo modelo e em laranja são representados os valores reais contido na base de dados.

O conjunto de regras foi avaliado e um total de 13 regras foram consideradas inválidas. Após a remoção, o modelo resultante continha um total de 27 regras, chamaremos esse modelo de modelo B.

Para tentar englobar todas as relações possíveis entre as variáveis, foram criadas regras novas para todos os casos faltantes no modelo B. Após

esse processo, o modelo comportava 77 regras, o número máximo possível desconsiderando as regras inválidas. A adição de novas regras foi feita para garantir que o modelo B cobrisse todos os casos possíveis e para simplificar o trabalho da especialista que agora deveria apenas validar as regras já existentes. A criação não foi feita ao acaso, utilizamos plotagem de superfície para visualizar as respostas do modelo e alterá-lo de modo que a forma da superfície do modelo B se mantivesse o mais próximo possível do modelo A. A Tabela 5.1 apresenta o conjunto de regras do fis1 no modelo A e a Tabela 5.2 apresenta o seu equivalente no modelo B.

Entradas		Saída
RazaoFixacaoAoI	TempoPermanencia	EficaciaAoI
Baixa	Média	Alta
N/A	Alta	Baixa
Média	N/A	Muito Baixa
Média	Alta	Alta
Média	Média	Alta
Baixa	Baixa	Muito Alta
Média	Baixa	Muito Alta

Tabela 5.1: Conjunto de regras do fis1 no modelo A.

Entradas		Saída
RazaoFixacaoAoI	TempoPermanencia	EficaciaAoI
Baixa	Média	Alta
Média	Alta	Alta
Média	Média	Alta
Baixa	Baixa	Muito Alta
Média	Baixa	Muito Alta
Alta	Alta	Muito Alta
Alta	Baixa	Média
Alta	Média	Alta
Baixa	Alta	Média

Tabela 5.2: Conjunto de regras do fis1 no modelo B. Em relação ao modelo A, regras inválidas foram removidas e novas regras foram adicionadas para cobrir todos os casos possíveis.

Do mesmo modo que fizemos com o modelo A, testamos os resultados frente aos dados de validação. O resultado apresentou um RMSE de 12.0297. Houve uma perda de desempenho, no entanto o novo modelo possuía um conjunto de regras mais completo.

Em seguida, a especialista iniciou a tarefa de validação e modificação das regras do modelo. Suas alterações foram inseridas no modelo B, resultando em um novo modelo que chamaremos de modelo C. Foi possível perceber um

caso interessante ao aplicar as regras da especialista ao modelo C. Ao alterar as regras de todos os submodelos (fis1, fis2, fis3, fis4 e fis5) de acordo com as considerações propostas pela especialista, percebeu-se um aumento no valor do RMSE em 23.5%, subindo para 14.8605. No entanto, após aplicar as alterações apenas aos submodelos fis2 e fis3, mantendo constantes as configurações dos demais submodelos, percebemos uma melhora do RMSE em 42%, reduzindo o valor para 6.997. Esses resultados implicam na atribuição de um maior significado às decisões do modelo, no que diz respeito às relações entre as variáveis de entrada, como a interação entre tempo de permanência e razão de fixação por área de interesse. Esse processo também demonstra que relacionar as variáveis compostas, oriundas das saídas dos modelos fis1, fis2, fis3 e fis4 (eficaciaAoI, eficaciaSacada, eficaciaPercepção e eficaciaAoI+Sacada) são mais difíceis de atribuir uma lógica compatível com a avaliação. A tabela 5.3 agrega os resultados obtidos para as quatro variações do modelo.

Modelo	RMSE
A	10.8012
B	12.0297
C	14.8605
$C_{Parcial}$	6.997

Tabela 5.3: Valores de RMSE para diferentes configurações do modelo. $C_{Parcial}$ corresponde à configuração com apenas parte (fis2 e fis3) das alterações propostas pela especialista.

Nota-se que para o caso onde o modelo é parcialmente transformado pelas regras da especialista, a classificação fica mais próxima do conjunto de treinamento. Supõe-se que esse comportamento é devido aos três primeiros submodelos usarem medidas inferidas diretamente dos dados de *eye-tracking*. Tais medidas já possuem definições bem estabelecidas na literatura [2], cabendo ao especialista apenas interpretar esses significados e identificar como relacioná-los para gerar uma saída adequada no processo de análise. Em contrapartida, os dois últimos modelos, fis4 e fis5, possuem entradas constituídas a partir da união de diferentes variáveis mais básicas, que não possuem definições claras e são de difícil compreensão. Isso pode indicar que essa relação pode ser mais facilmente representada pela máquina.

Esse ponto é reforçado pelo fato de que durante o processo de validação, a especialista relatou ter dificuldade em reformular as regras dos dois últimos submodelos, pois não sabia como as entradas se associavam para definir uma saída compatível e com sentido lógico. Portanto, o raciocínio utilizado pode ser resumido em uma relação aproximadamente uniforme entre as entradas e

a saída. É possível ver esse comportamento nas superfícies dos fis4 e fis5 do modelo C, apresentada na Figura 5.2 e Figura 5.3.

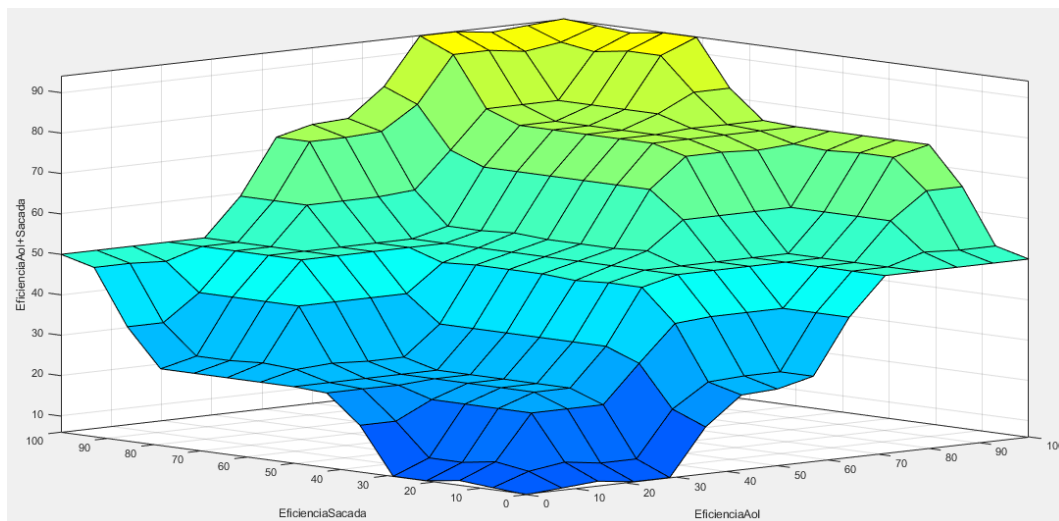


Figura 5.2: Superfície do submodelo fis4 para o modelo C. É possível perceber um crescimento uniforme a medida que as entradas crescem.

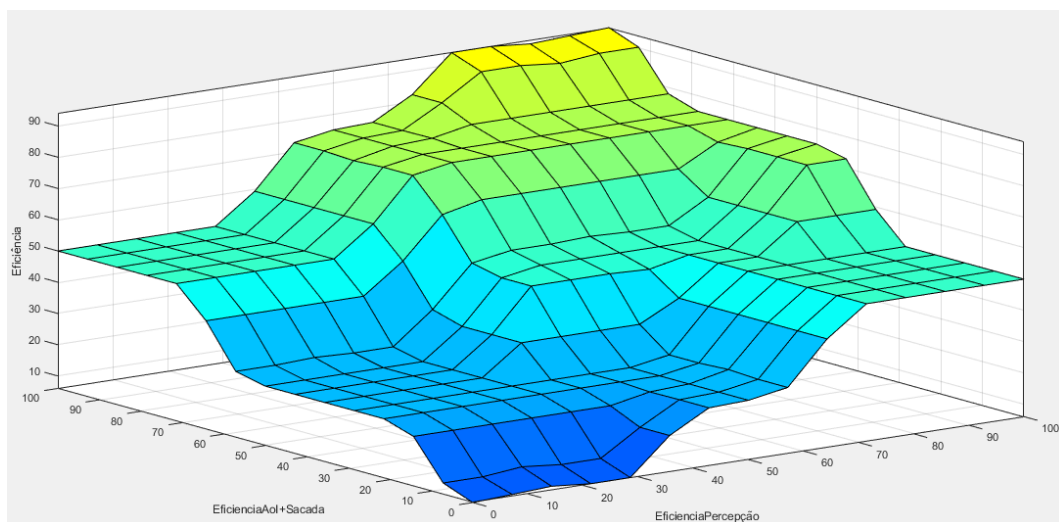


Figura 5.3: Superfície do submodelo fis5. Semelhante ao fis4, esse modelo também apresenta um crescimento uniforme.

Em seguida, os resultados para cada amostra do conjunto de validação foram comparados com a avaliação subjetiva da especialista. Os resultados são apresentados na tabela 5.4. O modelo foi capaz de prever as respostas em seis dos oito casos, que consideramos como adequado a partir de uma análise subjetiva levando em consideração um número de acertos superior a metade das amostras. No anexo C está disponível a lista completa de regras usadas para chegar a esse resultado.

ID	Resposta da especialista	Resposta Linguística	Resposta numérica
1	Alta	Alta	75
2	Médio	Médio	50
3	Alta	Média	50
4	Baixo	Baixo	25
5	Médio	Médio	50
6	Muito Baixo	Baixo	25
7	Alta	Alta	75
8	Alta	Alta	75

Tabela 5.4: Comparativo entre as respostas da especialista e as do modelo. Houve diferenças na classificação dos participantes 3 e 6.

Esses resultados apontam que a solução elaborada apresentou resultados aceitáveis, tendo em vista a escassez de dados do cenário em que foi desenvolvida. No entanto, seria ideal coletar uma quantidade maior e mais diversa de dados para implementar outros tipos de modelos de classificação para fins de comparação. Ademais, o modelo apresentou qualidades positivas quanto a legibilidade de parte de sua estrutura (fis1, fis2 e fis3), visto que a especialista demonstrou compreender suas regras e decisões ao ponto de manipular sua estrutura interna e ajustar as saídas, garantindo melhorias na representação do seu conhecimento.

6

Conclusão

O presente trabalho apresentou uma proposta metodológica para desenvolvimento de modelos baseados em regras fuzzy fundamentadas em métricas extraídas de dados de *eye-tracking*, para qualificar processos avaliativos com foco em aspectos visuais, tomando decisões eficientes e legíveis para o usuário.

6.1

Contribuições

Para demonstrar sua viabilidade de uso, o método proposto foi aplicado para desenvolver um modelo que ajudasse a avaliar a eficácia de usuários submetidos a uma coleção de tarefas inspiradas no teste de matrizes progressivas de Raven. O modelo resultante, constituído de um conjunto de submodelos menores, foi avaliado juntamente a uma especialista da área de neuropsicologia. Os resultados foram positivos apesar da quantidade limitada de dados disponíveis. Durante a validação, as respostas do modelo foram iguais às da especialista em seis dos oito casos de teste, isso indica que, dentro do contexto do trabalho, o modelo se assemelhou ao conhecimento da especialista, desse modo responde-se a questão de pesquisa, demonstrando que o uso de métricas de *eye-tracking* contribuiu satisfatoriamente para a modelagem de conhecimentos subjetivos do processo avaliativo. Além disso, o parecer da especialista indicou que as decisões do modelo apresentam sentido lógico, com exceção de alguns casos onde a junção de múltiplas variáveis produz um raciocínio complexo e de difícil entendimento.

É importante ressaltar que a aplicação dessa proposta não se limita ao contexto da psicologia, pois essa possui potencial para ser aplicada a demais áreas que lidam com atividades dependentes de estímulos visuais. Sua principal vantagem seria garantir novas perspectivas para enriquecer processos avaliativos.

6.2

Limitações

A seguir são descritas as principais limitações do trabalho. Primeiramente, o contexto com que os testes foram executados inviabilizaram a coleta de um grupo diversificado de amostras, o que pode acarretar em uma queda de qualidade na avaliação de indivíduos fora do perfil representado pelo conjunto de dados utilizado. Outro ponto importante diz respeito ao conjunto

limitado de dados, que inviabilizaram a criação de modelos estatísticos para serem usados como referências e enriquecerem o processo de validação. Além disso, como relatado pela psicóloga, problemas nos critérios de coleta influenciaram na natureza da análise, resultando em uma limitação do escopo do caso de uso.

Outra limitação relevante foi o número de especialistas. Foi usada a contribuição de um único profissional, o que pode implicar em um viés no modelo criado.

Do ponto de vista metodológico, nossa abordagem apresenta limitações no que diz respeito à definição das formas de onda e dos intervalos das funções de pertinência. Esses aspectos são fundamentais no funcionamento das regras fuzzy, portanto, definir orientações para otimização desses parâmetros pode ser uma oportunidade de aperfeiçoar a metodologia.

6.3

Trabalhos futuros

Como trabalhos futuros é fundamental em um primeiro momento repetir os testes para coleta de dados, buscando diversificar as amostras e adequá-las às orientações da área da psicologia para viabilizar análises mais robustas. Também é interessante investigar outras métricas e como relacioná-las a cada tipo de análise.

Ainda como trabalho futuro é importante obter a colaboração de um número maior de especialistas e com diferentes formações, para que seja possível incluir experiências diversificadas ao modelo. Além disso, é necessário determinar demais medidas que possam apontar com mais precisão a qualidade do modelo, assim como, avaliar seu comportamento em ambientes com mais diversidade de dados.

Outra oportunidade de trabalhos futuros está na seleção de métricas de eye-tracking, é interessante que sejam definidos critérios de seleção que direcionem o pesquisador para um conjunto de métricas apropriadas para o tipo de análise que será feita.

Finalmente, pretende-se determinar um método para deduzir as implicações das operações com variáveis compostas de outras mais simples, como pode ser observado nos modelos fis4 e fis5. Finalmente, outra oportunidade para desenvolvimento de trabalhos futuros é a avaliação dos intervalos e formatos de onda das funções de pertinência. Durante os testes, alterações desses parâmetros não demonstraram influenciar na qualidade do modelo, essa ocorrência deve ser investigada e compreendida para identificar oportunidades de otimização.

Referências bibliográficas

- [1] YARBUS, A. L.. **Eye Movement and Vision**. San Francisco, 1967. 1
- [2] KENNETH HOLMQVIST, MARCUS NYSTROM, R. A. R. D. H. J.; WEIJER, J. V. D.. **Eye Tracking: A Comprehensive Guide to Methods and Measures**. San Francisco, 2015. 1, 1.1, 2.1, 3.4, 4.3, 5
- [3] AHMAD F. KLAIB, NAWAF O. ALSREHIN, W. Y. M. H. O. B. A. A. M.. **Eye tracking algorithms, techniques, tools, and applications with an emphasis on machine learning and Internet of Things technologies**. Expert Systems with Applications, 2021. 1
- [4] JONI SALMINEN, MRIDUL NAGPAL, H. K. J. A. S.-G. J. B. J. J.. **Confusion Prediction from Eye-Tracking Data: Experiments with Machine Learning**. icist 2019: Proceedings of the 9th International Conference on Information Systems and Technologies, 2019. 1, 1.1
- [5] DING XINFANG, YUE XINXIN, Z. R. B. C. L. D. Y. G.. **Classifying major depression patients and healthy controls using EEG, eye tracking and galvanic skin response data**. Journal of Affective Disorders, 2019. 1, 2.1.4
- [6] OLGA VL. BITKINA, JAEHYUN PARK, H. K. K.. **The ability of eye-tracking metrics to classify and predict the perceived driving workload**. International Journal of Industrial Ergonomics, 2021. 1
- [7] LONG-HAO YANG, JUN LIU, F.-F. Y. Y.-M. W. C. N. H. W. L. M.. **Highly explainable cumulative belief rule-based system with effective rule-base modeling and inference scheme**. Knowledge-Based Systems, 2022. 1
- [8] CHOI, M. K.; SEONG, P. H.. **A methodology for evaluating human operator's fitness for duty in nuclear power plants**. Nuclear Engineering and Technology, 52(5):984 – 994, 2020. 1.1
- [9] SHOJAEIZADEH, M.; DJAMASBI, S.; PAFFENROTH, R. C. ; TRAPP, A. C.. **Detecting task demand via an eye tracking machine learning system**. Decision Support Systems, 116:91–101, 2019. 1.1
- [10] BLAIR CLANCY, GAMSON DAVID, T. S.; DAVID, B.. **Rising mean IQ: Cognitive demand of mathematics education for young children,**

- population exposure to formal schooling, and the neurobiology of the prefrontal cortex. *Intelligence*, 33(1):93–106, 2005. (document), 2.1
- [11] RAVEN, J. C.; COURT, J.. **Raven's progressive matrices**. Western Psychological Services Los Angeles, CA, 1938. 1, 2.1.4.1, 3.2
- [12] BOUCHARD, S.; ROBILLARD, G. ; RENAUD, P.. **Revising the factor structure of the simulator sickness questionnaire**. *Annual review of cybertherapy and telemedicine*, 5(Summer):128–137, 2007. 3.2
- [13] CARVALHO, M. R. D.; COSTA, R. T. D. ; NARDI, A. E.. **Simulator sickness questionnaire: tradução e adaptação transcultural**. *J. bras. psiquiatr*, p. 247–252, 2011. 3.2
- [14] GÜNTHER, V.; KROPIDLOWSKI, A.; SCHMIDT, F. M.; KOELKEBECK, K.; KERSTING, A. ; SUSLOW, T.. **Attentional processes during emotional face perception in social anxiety disorder: A systematic review and meta-analysis of eye-tracking findings**. *Progress in Neuro-Psychopharmacology and Biological Psychiatry*, p. 110353, 2021. 2.1
- [15] PŁUŻYCZKA, M.. **The first hundred years: A history of eye tracking as a research method**. *Applied Linguistics Papers*, (25/4):101–116, 2018. 2.1
- [16] WADE, N. J.. **Pioneers of eye movement research**. *i-Perception*, (1):33–68, 2010. 2.1
- [17] DODGE, R., . C. T. S.. **The angle velocity of eye movements**. *Psychological Review*, 8(2):145–157, 1901. 2.1
- [18] VIDAL, M.; TURNER, J.; BULLING, A. ; GELLERSEN, H.. **Wearable eye tracking for mental health monitoring**. *Computer Communications*, 35(11):1306–1311, 2012. 2.1
- [19] RICHARD ANDERSSON, LINNEA LARSSON, K. H.; STRIDH, M.. **One algorithm to rule them all? an evaluation and discussion of ten eye movement event-detection algorithms**. *Behavior Research Methods*, 49:616–637, 2017. 2.1, 3.4
- [20] BITKINA, O. V.; PARK, J. ; KIM, H. K.. **The ability of eye-tracking metrics to classify and predict the perceived driving workload**. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 86:103193, 2021. 2.1

- [21] VETTURI, D.; TIBONI, M.; MATERNINI, G. ; BONERA, M.. **Use of eye tracking device to evaluate the driver's behaviour and the infrastructures quality in relation to road safety.** Transportation Research Procedia, 45:587–595, 2020. Transport Infrastructure and systems in a changing world. Towards a more sustainable, reliable and smarter mobility.TIS Roma 2019 Conference Proceedings. 2.1.1
- [22] SCHINDLER, M.; LILIENTHAL, A. J.. **Domain-specific interpretation of eye tracking data: towards a refined use of the eye-mind hypothesis for the field of geometry.** Educational Studies in Mathematics, 101:123–139, 2019. 2.1.1
- [23] MUKHERJEE, M.; DONNELLY, A.; ROSE, B.; WARREN, D. E.; LYDEN, E.; CHANTZIANTONIOU, N.; DIMMITT, B.; VARLEY, K. ; PANTANOWITZ, L.. **Eye tracking in cytotechnology education: “visualizing” students becoming experts.** Journal of the American Society of Cytopathology, 9(2):76 – 83, 2020. 2.1.2
- [24] ZHANG, X.; MAHADEVAN, S.; LAU, N. ; WEINGER, M. B.. **Multi-source information fusion to assess control room operator performance.** Reliability Engineering System Safety, 194:106287, 2020. SI:HRA FOUNDATIONS FUTURE. 2.1.3
- [25] NAQVI, S. A. M.; RAZA, M.; GHAZAL, S.; SALEHI, S.; KANG, Z. ; TEODORIU, C.. **Simulation-based training to enhance process safety in offshore energy operations: Process tracing through eye-tracking.** Process Safety and Environmental Protection, 138:220 – 235, 2020. 2.1.3
- [26] LÉVÊQUE, L.; BERG, B. V.; BOSMANS, H.; COCKMARTIN, L.; KEUPERS, M.; ONGEVAL, C. V. ; LIU, H.. **A statistical evaluation of eye-tracking data of screening mammography: Effects of expertise and experience on image reading.** Signal Processing: Image Communication, 78:86 – 93, 2019. 2.1.2
- [27] WATALINGAM, R. D.; RICHELLELLI, N.; PELZ, J. B. ; SPEIR, J. A.. **Eye tracking to evaluate evidence recognition in crime scene investigations.** Forensic Science International, 280:64 – 80, 2017. 2.1.2
- [28] KANG, J.; HAN, X.; SONG, J.; NIU, Z. ; LI, X.. **The identification of children with autism spectrum disorder by svm approach on eeg and eye-tracking data.** Computers in Biology and Medicine, 120:103722, 2020. 2.1.4

- [29] BACHURINA, V.; SUSHCHINSKAYA, S.; SHARAEV, M.; BURNAEV, E. ; ARSALIDOU, M.. **A machine learning investigation of factors that contribute to predicting cognitive performance: Difficulty level, reaction time and eye-movements.** *Decision Support Systems*, 155:113713, 2022. 2.1.4
- [30] LI, C.; REN, X.; SCHWEIZER, K. ; WANG, T.. **Strategy use moderates the relation between working memory capacity and fluid intelligence: A combined approach.** *Intelligence*, 91:101627, 2022. 2.1.4.1
- [31] YANG, L.-H.; LIU, J.; YE, F.-F.; WANG, Y.-M.; NUGENT, C.; WANG, H. ; MARTÍNEZ, L.. **Highly explainable cumulative belief rule-based system with effective rule-base modeling and inference scheme.** *Knowledge-Based Systems*, 240:107805, 2022. 2.2
- [32] OZDEN, A.; FAGHRI, A. ; LI, M.. **Using knowledge-automation expert systems to enhance the use and understanding of traffic monitoring data in state dots.** *Procedia Engineering*, 145:980–986, 2016. ICSDEC 2016 – Integrating Data Science, Construction and Sustainability. 2.2
- [33] ŞİMŞEK, B.; İÇ, Y. T.. **Fuzzy failure mode and effect analysis application to reduce risk level in a ready-mixed concrete plant: A fuzzy rule based system modelling approach.** *Mathematics and Computers in Simulation*, 178:549–587, 2020. 2.2
- [34] IQBAL, M. Z.; BOBKOV, D. ; STEINBACH, E.. **Fuzzy logic and histogram of normal orientation-based 3d keypoint detection for point clouds.** *Pattern Recognition Letters*, 136:40–47, 2020. 2.2
- [35] VASCONEZ, J. P.; VISCAINO, M.; GUEVARA, L. ; AUAT CHEEIN, F.. **A fuzzy-based driver assistance system using human cognitive parameters and driving style information.** *Cognitive Systems Research*, 64:174 – 190, 2020. 2.2.1
- [36] HWANG, G.-J.; SUNG, H.-Y.; CHANG, S.-C. ; HUANG, X.-C.. **A fuzzy expert system-based adaptive learning approach to improving students' learning performances by considering affective and cognitive factors.** *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 1:100003, 2020. 2.2.1
- [37] SILVA, J.; ESCOBAR GOMEZ, J. F.; SANABRIA, E. S.; HERNANDEZ PALMA, H.; IKEDA, M.; LINARES, J. ; MERCADO, N.. **Model genetic**

- rules based systems for evaluation of projects. *Procedia Computer Science*, 170:390–395, 2020. The 11th International Conference on Ambient Systems, Networks and Technologies (ANT) / The 3rd International Conference on Emerging Data and Industry 4.0 (EDI40) / Affiliated Workshops. 2.2.1
- [38] ZHU, S.; QI, J.; HU, J. ; HAO, S.. **A new approach for product evaluation based on integration of eeg and eye-tracking**. *Advanced Engineering Informatics*, 52:101601, 2022. 2.2.1
- [39] CARDOSO DA SILVA, A.; SIERRA-FRANCO, C. A.; SILVA-CALPA, G. F. M.; CARVALHO, F. ; RAPOSO, A. B.. **Eye-tracking data analysis for visual exploration assessment and decision making interpretation in virtual reality environments**. In: 2020 22ND SYMPOSIUM ON VIRTUAL AND AUGMENTED REALITY (SVR), p. 39–46, 2020. (document), 3.2, 4.2
- [40] DA SILVA, A.; RAPOSO, A. ; FRANCO, C.. **Visual behavior modeling of hazard identification assessment from eye-tracking data**. In: ANAIS ESTENDIDOS DO XXII SIMPÓSIO DE REALIDADE VIRTUAL E AUMENTADA, p. 11–12, Porto Alegre, RS, Brasil, 2020. SBC. 3.2
- [41] KENNEDY, J.; EBERHART, R.. **Particle swarm optimization**. In: PROCEEDINGS OF ICNN'95 - INTERNATIONAL CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS, volumen 4, p. 1942–1948 vol.4, 1995. 4.5.1
- [42] JOTHI PRABHA, A.; BHARGAVI, R.. **Predictive model for dyslexia from fixations and saccadic eye movement events**. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 195:105538, 2020. 3.4
- [43] RAKHMATULIN, I.; DUCHOWSKI, A. T.. **Deep neural networks for low-cost eye tracking**. *Procedia Computer Science*, 176:685–694, 2020. Knowledge-Based and Intelligent Information Engineering Systems: Proceedings of the 24th International Conference KES2020. 3.4
- [44] ULMER, J.; BRAUN, S.; CHENG, C.-T.; DOWEY, S. ; WOLLERT, J.. **Gamification of virtual reality assembly training: Effects of a combined point and level system on motivation and training results**. *International Journal of Human-Computer Studies*, 165:102854, 2022. 4.2
- [45] **Clinical neuropsychology**. <https://www.apa.org/ed/graduate/specialize/neuropsychology>. Accessed: 2022-07-01. 3.3

- [46] SALVUCCI, D. D.; GOLDBERG, J. H.. Identifying fixations and saccades in eye-tracking protocols. In: PROCEEDINGS OF THE 2000 SYMPOSIUM ON EYE TRACKING RESEARCH AMP; APPLICATIONS, ETRA '00, p. 71–78, New York, NY, USA, 2000. Association for Computing Machinery. 4.3

A

Anexo A - Termo de consentimento.

Termo de Consentimento

O objetivo deste trabalho é obter informações referentes à implementação de sensores em uma bicicleta fim reproduzir de forma agradável um passeio ciclístico em um ambiente virtual. Você foi indicado para nos auxiliar nesse experimento de avaliação de desempenho dessas ferramentas.

Solicitamos seu consentimento para a sua participação e gravação em áudio e vídeo da entrevista, fornecendo algumas informações adicionais importantes para embasar sua decisão:

1. Os dados coletados durante a entrevista destinam-se estritamente a atividades de pesquisa e avaliação desta proposta.
2. A utilização dos resultados desta entrevista pauta-se no respeito à privacidade, portanto o anonimato dos participantes é preservado em quaisquer documentos que elaborarmos.
3. O consentimento para participação é uma escolha livre, feita mediante a prestação de todos os esclarecimentos necessários sobre a entrevista. A participação pode ser interrompida a qualquer momento.
4. O pesquisador (Nome do pesquisador) e Almeida encontra-se disponível para contato pelo e-mail (e-mail para contato)

De posse das informações apresentadas, gostaríamos que você se pronunciasse acerca da sua participação.

- () Dou meu consentimento para a realização desta entrevista e sua gravação.
- () Não autorizo a realização desta entrevista.

Participante	Pesquisador
Nome:	Nome:
Assinatura:	Assinatura:

Rio de Janeiro, ____ de _____ de 2019

B

Anexo B - Simulator Sickness Questionnaire.

Questionário 1

ID do usuário: _____

Idade: _____

Peso: _____

Altura: _____

01 – Há quanto tempo você anda de bicicleta?

- ☐ Menos de 6 meses
- ☐ Entre 6 meses e 1 ano
- ☐ Entre 1 e 2 anos
- ☐ Acima de 2 anos

02 – Com que frequência você anda de bicicleta?

- ☐ Entre nunca e 1 vez por mês
- ☐ Entre 2 vezes por mês e 1 vez por semana
- ☐ Entre 2 vezes por semana e 1 vez por dia
- ☐ Mais de 1 vez por dia

03 - Já utilizou alguma ferramenta que utiliza realidade virtual? Caso sim, qual?

- ☐ Sim ☐ Não

Ferramenta (caso resposta “sim”): _____

04 – Com que frequência você utiliza equipamento de realidade virtual?

- ☐ Entre nunca e 1 vez por mês
- ☐ Entre 2 vezes por mês e 1 vez por semana
- ☐ Entre 2 vezes por semana e 1 vez por dia
- ☐ Mais de 1 vez por dia

Simulator Sickness Questionnaire (SSQ)

Sintoma	Nenhum	Leve	Moderado	Severo
Mal-estar generalizado				
Cansaço				
Dor de cabeça				
Vista cansada				
Dificuldade de manter o foco				
Aumento de salivação				
Sudorese				
Náusea				
Dificuldade de concentração				
"Cabeça pesada"				
Visão embaçada				
Tontura com olhos abertos				
Tontura com olhos fechados				
Vertigem				
Desconforto Abdominal				
Arroto				

C

Anexo C - Conjunto final de regras fuzzy.

Entradas		Saída
RazaoFixacaoAoI	TempoPermanencia	EficienciaAoI
Baixa	Média	Média
Média	Alta	Alta
Média	Média	Média
Baixa	Baixa	Muito Baixa
Média	Baixa	Baixa
Alta	Alta	Muito Alta
Alta	Baixa	Média
Alta	Média	Alta
Baixa	Alta	Média

Tabela C.1: Conjunto de regras do fis1.

Entradas		Saída
DuracaoSacada	VelocidadeSacada	EficienciaSacada
Baixa	Alta	Baixa
Alta	Alta	Muito Baixa
Média	Baixa	Alta
Média	Alta	Muito Baixa
Média	Média	Média
Baixa	Baixa	Muito Baixa
Baixa	Média	Baixa
Alta	Baixa	Alta
Alta	Média	Média

Tabela C.2: Conjunto de regras do fis2.

Entradas		Saída
Fixacao/Sacada	ReincidenciaOlhar	EficienciaPercepção
Alta	Alta	Muito Alta
Baixa	Média	Média
Média	Média	Média
Baixa	Baixa	Muito Baixa
Alta	Média	Alta
Alta	Baixa	Muito Alta
Média	Baixa	Alto
Baixa	Alta	Média
Média	Alta	Alta

Tabela C.3: Conjunto de regras do fis3.

Entradas		Saída
EficienciaAoI	EficienciaSacada	EficienciaAoI+Sacada
Muito Baixa	Muito Baixa	Muito baixa
Muito Baixa	Baixa	Muito baixa
Muito Baixa	Média	Baixa
Muito Baixa	Alta	Baixa
Muito Baixa	Muito Alta	Média
Baixa	Muito Baixa	Muito baixa
Baixa	Baixa	Baixa
Baixa	Média	Baixa
Baixa	Alta	Média
Baixa	Muito Alta	Média
Média	Muito Baixa	Baixa
Média	Baixa	Média
Média	Média	Média
Média	Alta	Média
Média	Muito Alta	Alta
Alta	Muito Baixa	Média
Alta	Baixa	Média
Alta	Média	Alta
Alta	Alta	Alta
Alta	Muito Alta	Muito Alta
Muito Alta	Muito Baixa	Média
Muito Alta	Baixa	Alta
Muito Alta	Média	Alta
Muito Alta	Alta	Muito Alta
Muito Alta	Muito Alta	Muito Alta

Tabela C.4: Conjunto de regras do fis4.

Entradas		Saída
EficienciaPercepcao	EficienciaAoI+Sacada	Eficiencia
Muito Baixa	Muito Baixa	Muito baixa
Muito Baixa	Baixa	Baixa
Muito Baixa	Média	Baixa
Muito Baixa	Alta	Média
Muito Baixa	Muito Alta	Médio
Baixa	Muito Baixa	Muito baixa
Baixa	Baixa	Baixa
Baixa	Média	Baixa
Baixa	Alta	Média
Baixa	Muito Alta	Média
Média	Muito Baixa	Baixa
Média	Baixa	Baixa
Média	Média	Média
Média	Alta	Alta
Média	Muito Alta	Alta
Alta	Muito Baixa	Médio
Alta	Baixa	Médio
Alta	Média	Médio
Alta	Alta	Alta
Alta	Muito Alta	Muito Alta
Muito Alta	Muito Baixa	Média
Muito Alta	Baixa	Média
Muito Alta	Média	Alta
Muito Alta	Alta	Alta
Muito Alta	Muito Alta	Muito Alta

Tabela C.5: Conjunto de regras do fis5.