



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
NÚCLEO DE DESENVOLVIMENTO AMAZÔNICO EM ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO APLICADA

Wherbert Gonçalves da Silva

SISTEMA INTELIGENTE DE PREVENÇÃO DE FADIGA EM
CONDUTORES DE VEÍCULOS NA MINERAÇÃO

Tucuruí, Pará
2026

Wherbert Gonçalves da Silva

SISTEMA INTELIGENTE DE PREVENÇÃO DE FADIGA EM CONDUTORES DE VEÍCULOS NA MINERAÇÃO

Documento de Dissertação apresentado ao Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada do Núcleo de Desenvolvimento Amazônico em Engenharia, da Universidade Federal do Pará como requisito para a obtenção do título de Mestre em Computação Aplicada.

Universidade Federal do Pará

Orientador: Prof. Dr. Daniel da Conceição Pinheiro

Coorientador: Prof. Dr. Otávio Noura Teixeira

Tucuruí, Pará
2026

Wherbert Gonçalves da Silva

SISTEMA INTELIGENTE DE PREVENÇÃO DE FADIGA EM CONDUTORES DE VEÍCULOS NA MINERAÇÃO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada do Núcleo de Desenvolvimento Amazônico em Engenharia, da Universidade Federal do Pará, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Computação Aplicada.

Conceito: _____

Tucuruí, PA, 28 de janeiro de 2026.

BANCA EXAMINADORA



Documento assinado digitalmente
DANIEL DA CONCEICAO PINHEIRO
Data: 10/02/2026 23:31:25-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Daniel da Conceição Pinheiro - Orientador – UFPA / PPCA

Documento assinado digitalmente
OTAVIO NOURA TEIXEIRA
Data: 10/02/2026 17:13:07-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Otávio Noura Teixeira - Coorientador – UFPA / PPCA

Documento assinado digitalmente
FABRICIO DE SOUZA FARIAS
Data: 11/02/2026 10:57:58-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Fabrício de Souza Farias - Membro Titular Interno – UFPA / PPCA

Documento assinado digitalmente
MARCOS CESAR DA ROCHA SERUFFO
Data: 11/02/2026 11:06:11-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Marcos César da Rocha Seruffo - Membro Titular Externo - UFPA / PPGEE

Dedico este trabalho, com profunda gratidão, aos meus pais, às minhas irmãs e à minha esposa, pelo apoio incondicional, pelo amor constante e pelo incentivo irrestrito ao longo de toda a minha trajetória acadêmica e profissional.

De forma muito especial, dedico esta obra à minha filha, Liz Gonçalves dos Santos, cujo nascimento, em 17 de agosto de 2024, representou um dos momentos mais marcantes e transformadores da minha vida. Desde então, Liz tornou-se minha maior fonte de inspiração, motivando-me diariamente a evoluir como ser humano e profissional, consciente da responsabilidade de ser para ela um exemplo de caráter, dedicação e superação.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pela oportunidade de chegar até este momento, pela disposição, força e discernimento concedidos ao longo de toda esta jornada acadêmica. A Ele, agradeço também pelas pessoas que foram colocadas em meu caminho, que, direta ou indiretamente, contribuíram para minha formação pessoal, profissional e científica, bem como pela capacidade de abdicar de tempo, conforto e de outros objetivos para permanecer firme nos estudos e concluir este trabalho.

Agradeço, ao Artur Silveira, cuja trajetória acadêmica serviu como importante inspiração para que eu desse os primeiros passos rumo ao mestrado. No final de 2022, ao compartilhar comigo sua aprovação no Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Barragem e Gestão Ambiental (PEBGA), despertou em mim o desejo e a motivação para também buscar uma formação *stricto sensu*. Com seu incentivo e orientação, iniciei a busca por programas de pós-graduação alinhados ao meu perfil acadêmico e profissional. Foi por meio do SIGAA que conheci o Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada (PPCA) da Universidade Federal do Pará, com o qual me identifiquei de imediato. Embora minha primeira tentativa de ingresso, ainda em 2023, não tenha resultado em aprovação direta, alcançando a primeira colocação na lista de espera, essa experiência representou um marco inicial de aprendizado, amadurecimento e persistência.

No ano seguinte, em 2024, retornei ao processo seletivo com maior clareza quanto aos objetivos de pesquisa e maior maturidade acadêmica. Nesse contexto, identifiquei a oportunidade de propor uma solução para um problema real e relevante enfrentado na Vale S.A., relacionado à prevenção de eventos de fadiga em motoristas. Com o apoio e as contribuições de colegas de trabalho, em especial Francinaldo Sindeaux, foi possível estruturar um projeto de pesquisa mais consistente, refletindo a experiência adquirida ao longo da minha trajetória profissional, o que resultou na aprovação para ingresso no PPCA.

Expresso minha sincera gratidão aos meus orientadores, Professor Dr. Daniel Pinheiro e Professor Dr. Otávio Noura, pela paciência, dedicação e pelos constantes esclarecimentos ao longo de todo o processo do mestrado. Ambos

foram, sem dúvida, uma luz que Deus colocou em meu caminho, conduzindo-me com sabedoria, compromisso e rigor científico nesta trajetória acadêmica.

Agradeço também à Vale S.A., na pessoa dos meus líderes Andreia Faria e Rafael Henchen, bem como a todos os amigos e colegas de trabalho, pelo acolhimento enquanto profissional e estudante, e pelo ambiente integrador que possibilitou a aplicação prática, o desenvolvimento e a consolidação desta pesquisa.

“Deixe o mundo um pouco melhor do que o encontrou” - Baden Powell

RESUMO

Este trabalho apresenta um sistema inteligente de prevenção de fadiga em condutores de veículos, validado em ambiente operacional da Vale S.A., que integra Visão Computacional, Telemetria Veicular e Lógica Nebulosa. Em atividades de prospecção mineral, jornadas prolongadas e condições adversas (iluminação variável e vibração) elevam o risco de fadiga e reduzem a vigilância do motorista. O sistema combina, indicadores faciais como Eye Aspect Ratio (EAR) e ângulo de inclinação da cabeça (Head Tilt) com variáveis operacionais do veículo, incluindo variação de velocidade e tempo de condução contínua, para estimar o estado de fadiga. A inferência Nebulosa consolida evidências multimodais e permite antecipar estados críticos, emitindo alertas preventivos antes de níveis extremos de sonolência. Em testes com amostras de vídeo e telemetria veicular coletadas na Vale, o método atingiu 86% de aprovação, demonstrando melhor eficácia em comparação a métodos baseados apenas em fechamento ocular. Os resultados reforçam o potencial da Inteligência Computacional para mitigação de riscos e fortalecimento da Segurança e Saúde Ocupacional na mineração.

Palavras-chave – Detecção de Fadiga de Condutores; Visão Computacional; Telemetria Veicular; Lógica Nebulosa.

ABSTRACT

This work presents an intelligent system for preventing driver fatigue, validated in the operational environment of Vale S.A., which integrates Computer Vision, Vehicle Telematics, and Fuzzy Logic. In mineral exploration activities, prolonged working hours and adverse conditions—such as variable lighting and vibration—increase fatigue risk and reduce driver vigilance. The system combines, in real time, facial indicators such as Eye Aspect Ratio (EAR) and head tilt angle with vehicle operational variables, including speed variation and continuous driving time, to estimate the driver's fatigue state. Fuzzy inference consolidates multimodal evidence and enables the anticipation of critical conditions, issuing preventive alerts before extreme levels of drowsiness are reached. In tests using video samples and vehicle telematics data collected at Vale, the method achieved an 86% approval rate, demonstrating superior effectiveness compared to approaches based solely on eye closure. The results reinforce the potential of Computational Intelligence for risk mitigation and the strengthening of Occupational Health and Safety in the mining sector.

Keywords – Driver Fatigue Detection; Computer Vision; Vehicle Telematics, Fuzzy Logic.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Indicador de ocorrências de fadiga	18
Figura 2 - Pipeline do processo metodológico	23
Figura 3 - Estrutura para classificação de estados de alerta e fadiga extrema utilizando fontes de EEG	28
Figura 4 - Processamento de sinal método ECG	29
Figura 5 - (A) Posicionamento dos eletrodos. (B) Sistema portátil de aquisição e instrumentação de sinais EOG	30
Figura 06 - Um simulador e aprendizado de características multimodais em tempo real para testes e avaliação	30
Figura 7 - Procedimento de aquisição dos dados da série temporal	32
Figura 8 - Tela Roboflow com os arquivos do dataset	45
Figura 9 - Ilustração dos delimitadores adicionados nas imagens do dataset	45
Figura 10 - Teste em vídeo do sistema de monitoramento da Vale, treinamento realizado com imagens de repositórios diversos	47
Figura 11 - Matriz de confusão Yolov10 com imagens diversificados	47
Figura 12 - Teste em vídeo do sistema de monitoramento da Vale, treinamento realizado com imagens do sistema da Vale	48
Figura 13 - Matriz de confusão YOLO V10 com imagens do sistema da Vale	49
Figura 14 - Malha de atenção: Visão geral da arquitetura do modelo	50
Figura 15 - Ângulos de orientação da cabeça (Pitch, Roll, Yaw)	51
Figura 16 - Primeiro teste detecção de pontos faciais	52
Figura 17 - Primeiro teste detecção de pontos faciais	52
Figura 18 - Matriz de confusão, modelo YOLO V11 "S" para pré-filtragem	53
Figura 19 - Processamento das imagens usando a filtragem do ROI com YOLO V11 "S"	54

Figura 20 - Teste detecção de pontos faciais com pré-filtragem ROI e Face Mesh	54
Figura 21 - Teste detecção de pontos faciais com YOLO e dlib	57
Figura 22 - Cálculo para Processamento dos dados de Telemetria Veicular	59
Figura 23 - Modelagem Computacional Nebulosa	60
Figura 24 - Variáveis Linguísticas	61
Figura 25 - Frequência de Bocejos	64
Figura 26 - Frequência de Piscadas	65
Figura 27 - Olhos Semicerrados	67
Figura 28 - Tempo de Olhos Fechados	69
Figura 29 - Inclinação da Cabeça	71
Figura 30 - Tempo de Condução	72
Figura 31 - Oscilação de Velocidade	74
Figura 32 - Resultado do Estado de Fadiga	75
Figura 33 - Divisão Regras Nebulosas por Tipo	77
Figura 34 - Gráfico de Saída e Fadigômetro	79
Figura 35. Resultados da aplicação do sistema em amostras de casos reais de fadiga	80

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Definições do Status do Motorista	31
Tabela 2 - Critérios de inclusão e exclusão	32
Tabela 3 - Artigos incluídos na revisão de literatura	34
Tabela 4 - Comparação de acurácia dos modelos Yolo v10	46
Tabela 5 - Variáveis linguísticas	61

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- ADAS – Advanced Driver Assistance Systems (Sistemas Avançados de Assistência ao Condutor)
- BF – Blink Frequency (Frequência de Piscadas)
- CNN – Convolutional Neural Network (Rede Neural Convolutacional)
- CoG – Center of Gravity (Centro de Gravidade)
- CSV – Comma-Separated Values (Valores Separados por Vírgula)
- EAR – Eye Aspect Ratio (Razão de Aspecto do Olho)
- ECD – Eye Closure Duration (Duração do Fechamento Ocular)
- ECG – Eletrocardiografia
- EEG – Eletroencefalografia
- ELM – Extreme Learning Machine
- EMG – Eletromiografia
- EOG – Eletrooculografia
- FPS – Frames Per Second (Quadros por Segundo)
- HMM – Hidden Markov Model (Modelo de Markov Oculto)
- HRV – Heart Rate Variability (Variabilidade da Frequência Cardíaca)
- IHM – Interface Homem-Máquina
- IoT – Internet of Things (Internet das Coisas)
- MAR – Mouth Aspect Ratio (Razão de Aspecto da Boca)
- OMS – Organização Mundial da Saúde
- ONSV – Observatório Nacional de Segurança Viária
- PERCLOS – Percentage of Eye Closure (Percentual de Fechamento dos Olhos)
- POR – Pupil Occlusion Rate (Taxa de Oclusão da Pupila)
- ROI – Region of Interest (Região de Interesse)

RNN – Recurrent Neural Network (Rede Neural Recorrente)

SVM – Support Vector Machine (Máquina de Vetores de Suporte)

YOLO – You Only Look Once

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	18
1.1 JUSTIFICATIVA E MOTIVAÇÃO	20
1.2 LINHA E TEMA DE PESQUISA	20
1.3 OBJETIVOS	21
1.3.1 OBJETIVO GERAL	21
1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	21
1.4 SUJEITOS/OBJETOS PARTICIPANTES	22
1.5 ESTRUTURAÇÃO DA DISSERTAÇÃO	23
1.5.1 ASSOCIAÇÃO DO PIPELINE DO PROCESSO METODOLÓGICO COM A ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	24
2 REVISÃO DA LITERATURA	25
2.1 CONCEITOS DE FADIGA EM MOTORISTAS	26
2.2 TÉCNICAS PARA DETECÇÃO DE FADIGA	27
2.2.1 MÉTODOS BASEADOS EM SINAIS FISIOLÓGICOS	27
2.2.2 MÉTODOS BASEADOS EM CARACTERÍSTICAS COMPORTAMENTAIS	31
2.3 METODOLOGIA DE REVISÃO	32
2.4 STRINGS DE BUSCAS	33
2.5 TRABALHOS INCLUÍDOS NA REVISÃO DE LITERATURA	33
2.6 SÍNTESE DOS TRABALHOS INCLUÍDOS	35

2.7 LIMITAÇÕES E DESAFIOS	39
3 DESENVOLVIMENTO	43
3.1 MÉTODOS DE PESQUISA	43
3.2 COLETA DE AMOSTRAS	43
3.2.1 CRIAÇÃO E ESTRUTURAÇÃO DO DATASET PARA DETECÇÃO DE FADIGA	44
3.3 TÉCNICAS DE VISÃO COMPUTACIONAL USADAS PARA IDENTIFICAÇÃO DE SINAIS DE FADIGA EM CONDUTORES	46
3.3.1 TESTE DO MODELO YOLO V10 COM IMAGENS DE REPOSITÓRIOS DIVERSIFICADO	46
3.3.2 TESTE DO MODELO YOLO V10 COM IMAGENS COLETADAS DA VALE	47
3.3.3 TESTE COM MODELO BASEADOS EM PONTOS FACIAIS	49
3.3.4 PONTOS FACIAIS MEDIAPIPER	49
3.3.5 DEFINIÇÃO DO PROCESSAMENTO DOS PONTOS FACIAIS E LINEARES DE DETECÇÃO	53
3.3.5.1 Limiar para Fechamento Total dos Olhos (EAR_THRESHOLD)	55
3.3.5.2 Limiar para Olhos Semicerrados (EAR_SEMI_THRESHOLD)	55
3.3.5.3 Limiar de MAR para Detecção de Bocejo (MAR_THRESHOLD)	55
3.3.5.4 Duração Mínima do Bocejo (MIN_YAWN_DURATION)	56
3.3.5.5 Tempo de Recuperação entre Bocejos (YAWN_COOLDOWN)	56
3.3.5.6 Parâmetros Relacionados à Inclinação Vertical da Cabeça	56

3.3.6 PONTOS FACIAIS DLIB	56
3.4 COLETA DE TELEMETRIA VEICULAR	58
3.5 INFERÊNCIA DO ESTADO DE FADIGA COM LÓGICA NEBULOSA	59
3.5.1 VARIÁVEIS DE ENTRADA DO SISTEMA NEBULOSO	61
3.5.2 FUNÇÕES DE PERTINÊNCIAS	62
3.5.2.1 Frequência de Bocejos	62
3.5.2.2 Frequência de Piscadas	64
3.5.2.3 Olhos Semicerrados	66
3.5.2.4 Tempo de Olhos Fechados	67
3.5.2.5 Inclinação da Cabeça	69
3.5.2.6 Tempo de Condução	71
3.5.2.7 Oscilação de Velocidade	73
3.5.2.8 Saída do Estado de Fadiga	74
3.5.3 CONJUNTO DE REGRAS NEBULOSAS	76
3.5.4 DEFUZZIFICAÇÃO	78
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	79
5 CONCLUSÃO	80

1. INTRODUÇÃO

A fadiga dos motoristas constitui um fator crítico de risco, particularmente em setores como a mineração e a logística de transporte de carga, nos quais longos períodos de condução e condições operacionais adversas podem comprometer a segurança. Este estudo é conduzido no contexto da mineração, através da Diretoria de Geociências e Sondagem da Vale, com atuação no Pará, Minas Gerais, Maranhão e Rio de Janeiro. A área específica na qual a pesquisa foi aplicada opera uma frota composta por uma média mês de 717 veículos e 1.543 motoristas.

A Figura 1, apresenta que em 2024, foram registrados 75 eventos de fadiga nas regiões do Brasil, identificados pelo sistema atualmente contratado pela Vale S.A, o qual detecta episódios de fadiga com base no fechamento ocular por um período mínimo de três segundos. Embora essa abordagem seja eficaz em diversas situações, apresenta limitações. Dependendo da velocidade do veículo, um motorista pode percorrer uma distância considerável sem plena atenção à condução, aumentando o risco de acidentes. Esse cenário evidencia a necessidade de aprimoramento do método de detecção e reconhecimento da fadiga do motorista.



Figura 1. Indicador de ocorrências de fadiga

Fonte: Criado pelo próprio autor

Segundo Chen et al., a fadiga ao volante é um dos principais fatores de risco para acidentes, especialmente em contextos de turnos prolongados e alta carga operacional, pois afeta a capacidade de atenção e o tempo de resposta do motorista. O estudo, intitulado " Detecção de Fadiga de Condutores por meio da Técnica de Extreme Learning Machine com Evolução Diferencial", destaca que longos períodos de condução contínua, sem pausas adequadas, contribuem para o aumento da fadiga, elevando a probabilidade de eventos críticos na estrada (CHEN et al., 2020). De acordo com o Observatório Nacional de Segurança Viária (ONSV), a fadiga é responsável por aproximadamente 40% dos acidentes em rodovias federais brasileiras, sendo um fator agravado pela falta de pausas adequadas, pela monotonia da condução e pelas exigências físicas da direção de veículos pesados.

Esta pesquisa tem caráter aplicado, voltada para o desenvolvimento de soluções práticas para um problema real identificado no ambiente da Geociências de Sondagem da Vale S.A. Além disso, possui natureza exploratória, descritiva e quantitativa, uma vez que envolve a coleta de dados específicos relacionados ao comportamento dos motoristas, a análise estatística para identificar padrões de fadiga e a avaliação da eficácia dos sistemas de monitoramento atualmente em uso (monitoramento de fadiga e telemetria veicular). Este estudo adota uma abordagem quantitativa, com a coleta de dados por meio de técnicas de Visão Computacional e Processamento de Imagens, que permitiu a identificação de comportamentos associados à fadiga, como o fechamento dos olhos e bocejos frequentes.

Diante da relevância da fadiga como fator de risco para acidentes, torna-se essencial o desenvolvimento de métodos avançados para sua detecção precoce da fadiga. Estudos recentes indicam que modelos híbridos, que combinam técnicas de Visão Computacional e análise de telemetria, apresentam maior eficácia na caracterização dos níveis de fadiga, permitindo intervenções mais eficazes para mitigar riscos (CHEN et al., 2020; CHAUNHURI; ROUSTRAY, 2020). Além disso, algoritmos baseados em aprendizado de máquina e Lógica Nebulosa demonstram potencial na classificação da fadiga em diferentes níveis de severidade, tornando-se uma alternativa viável para a implementação de sistemas inteligentes de monitoramento veicular (YI et al., 2023). A adoção dessas soluções tecnológicas pode contribuir para a redução da incidência de eventos críticos, promovendo maior

segurança operacional, especialmente em cenários de longos turnos e alta demanda de trabalho, característicos do setor de transporte e mineração (SALVATI et al., 2021).

1.1 JUSTIFICATIVA E MOTIVAÇÃO

Os acidentes decorrentes da fadiga dos motoristas representam ameaça à segurança das pessoas envolvidas no trânsito e ocasionam prejuízos financeiros para empresas e instituições, (WILLIAMSON et al., 2011; OMS, 2018). Com o avanço da tecnologia, diversos sistemas de monitoramento da fadiga têm sido desenvolvidos e implementados, empregando abordagens baseadas em sinais fisiológicos, Visão Computacional e análise comportamental (DINGES et al., 1998; LAL; CRAIG, 2001). No entanto, muitos desses sistemas ainda apresentam limitações relacionadas à precisão das detecções, ao elevado custo de implementação e à baixa adaptabilidade a diferentes condições de condução e perfis de condutores, o que restringe sua aplicação em contextos operacionais reais (JI; YANG, 2002; SIKANDAR; ANWAR, 2019).

A principal motivação desta pesquisa é fortalecer a segurança no trânsito e preservar vidas, tanto dos motoristas quanto de terceiros, por meio do aprimoramento das capacidades de detecção da fadiga.

1.2 LINHA E TEMA DE PESQUISA

Esta pesquisa insere-se na linha de investigação sobre segurança viária e tecnologia aplicada à prevenção de acidentes, com foco específico na análise de fadiga entre motoristas. O tema central aborda o desenvolvimento de sistemas de monitoramento de fadiga o qual foi usado Inteligência Computacional e Análise de Dados de telemetria veicular, coletados em condições reais de condução em veículos na área de prospecção mineral da Vale S.A. Além disso, o estudo visa contribuir para a redução de acidentes e para o aprimoramento dos sistemas de detecção de fadiga.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 OBJETIVO GERAL

Desenvolver e validar um sistema inteligente integrado para a identificação e classificação dos graus de fadiga em motoristas, combinando técnicas de Visão Computacional, análise de telemetria veicular e Lógica Nebulosa. O sistema visa detectar, em tempo real, sinais visuais associados à fadiga, tais como bocejos, piscadas prolongadas e inclinação da cabeça, por meio de algoritmos de Visão Computacional, bem como incorporar dados de telemetria veicular, incluindo tempo de condução contínua e constância de velocidade, de modo a enriquecer o processo de inferência do comportamento do condutor. O sistema deve integrar a avaliação da fadiga por um sistema nebuloso capaz de inferir os estados leve, moderado e grave, a partir da combinação de variáveis linguísticas, funções de pertinência, regras nebulosas e processo de defuzzificação, sendo o sistema validado com dados coletados em ambiente operacional da Vale.

1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Identificar sinais pré-fadiga, usando técnicas de Visão Computacional coletando dados de: Fechamento e abertura dos olhos, bocejo e inclinação da cabeça.
2. Incluir e tratar relatórios de históricos de posições do sistema de telemetria embarcado nos veículos envolvidos na pesquisa para extrair os dados, tempo de condução e constância de velocidade.
3. Modelar e Implementar um Sistema de Inteligência Computacional, por meio de Lógica Nebulosa, para classificar e inferir os níveis de fadiga em categorias (leve, moderada, grave), considerar os parâmetros de entrada, tratados em técnicas de Visão Computacional e tratamento de dados de telemetria e aplicar técnica de defuzzificação para obtenção do resultado final.
4. Avaliar o desempenho do sistema a partir de imagens e relatórios de telemetria coletados na frota de veículos da Diretoria de Geociências e Sondagem da Vale S.A. Testar a eficácia e a capacidade preditiva do modelo na detecção precoce da fadiga em condições reais de operação

1.4 SUJEITOS/OBJETOS PARTICIPANTES

Os sujeitos participantes deste estudo serão condutores de veículos leves e pesados que atuam nas de uma empresa de mineração que atua em nível global, para fins de experimento, será usado a área de Geociências e Sondagem da Vale. Estes profissionais operam em condições remotas, expostos a horas de condução, diferentes cenários operacionais como terrenos “Off-Road”, estradas rurais, estradas longas com limite de velocidade baixo, o que proporciona um contexto ideal para a coleta de dados relacionados à fadiga.

Os objetos participantes da pesquisa incluem:

- Automóveis, Caminhões e “Pick-Up’s”, com sistemas de telemetria veicular e câmeras de monitoramento de fadiga, utilizados para a coleta de dados comportamentais e operacionais durante a condução.
- Dispositivos de captura de sinais visuais, como câmeras voltadas para o condutor, responsáveis por registrar indicadores de fadiga, como bocejos, piscadas prolongadas e movimentos da cabeça.
- Sistemas de telemetria, que fornecem informações detalhadas sobre o comportamento do veículo, como: Velocidade, aceleração, frenagens bruscas e tempo de condução contínua.
- Bases de dados históricos de eventos de fadiga, utilizados para validação e comparação dos resultados do sistema desenvolvido.

Os dados coletados foram usados para montagem aprimoramento do Dataset e para a validação do sistema em condições reais de operação. O estudo foi conduzido de forma ética, com a garantia de confidencialidade dos dados e autorização prévia da Vale S.A a qual tem governança sobre os dados.

1.5 ESTRUTURAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

Com o objetivo de oferecer uma visão sintética e estruturada do percurso metodológico adotado nesta pesquisa, a Figura 2 apresenta o diagrama geral das etapas que compõem o desenvolvimento do estudo, desde a definição do problema e dos objetivos até a análise, validação e divulgação dos resultados. O diagrama explicita a sequência lógica do processo investigativo, contemplando a revisão da literatura, o planejamento experimental, a coleta e o processamento dos dados, o treinamento e a validação dos modelos baseados em Visão Computacional, bem como a construção do sistema de inferência por Lógica Nebulosa e o processo de defuzzificação em 12 (doze) passos. Essa representação contribui para a compreensão integrada da metodologia proposta, evidenciando a interdependência entre as etapas e reforçando o caráter sistemático, reproduzível e aplicado da pesquisa.



Figura 2. Pipeline do processo metodológico

Fonte: Criado pelo próprio autor

1.5.1 ASSOCIAÇÃO DO PIPELINE DO PROCESSO METODOLÓGICO COM A ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A estrutura desta dissertação reflete o pipeline metodológico adotado ao longo da pesquisa e está alinhada às produções técnicas e científicas desenvolvidas durante o mestrado. As etapas iniciais do pipeline, relacionadas à definição do problema, contextualização da fadiga em condutores e identificação de lacunas científicas (Etapas 1 e 2), são consolidadas no Capítulo 1 – Introdução e no Capítulo 2 – Fundamentação Teórica, estando diretamente associadas ao artigo “Desafios na Detecção de Fadiga de Condutores de Veículos: Revisão da Literatura”, publicado na Revista FT, no qual são discutidas as principais abordagens existentes, limitações metodológicas e oportunidades de pesquisa na área de detecção de fadiga. O planejamento da pesquisa, a definição dos métodos, a coleta e o processamento dos dados (Etapas 3, 4 e 5 do pipeline) são detalhados no Capítulo 4 – Metodologia, etapa que fundamentou o desenvolvimento do estudo “Visão Computacional para Detecção de Fadiga de Motoristas em Áreas de Pesquisa Mineral”, apresentado no Second Latin-American Workshop on Safe and Secure Vehicles (SSV 2025), em Campinas, no qual são discutidos os procedimentos de aquisição de dados reais, organização do dataset e aplicação de técnicas de Visão Computacional em ambiente operacional da mineração. As etapas de treinamento dos modelos, validação experimental e análise de desempenho (Etapas 6 e 7) são abordadas no Capítulo 5 – Testes e Resultados, as quais também subsidiam o artigo “Intelligent System for Fatigue Prevention in Vehicle Operators in Mining”, submetido ao periódico IEEE Access, que consolida a integração entre Visão Computacional, telemetria veicular e inferência inteligente para detecção antecipada da fadiga. A modelagem do sistema de inferência por Lógica Nebulosa, o processo de defuzzificação e a implementação do algoritmo final em Python (Etapas 8, 9 e 10) são desenvolvidas no Capítulo 4, evidenciando a evolução do sistema de uma abordagem puramente perceptiva para uma solução híbrida e multimodal. Por fim, a análise global dos resultados, validação em vídeos reais e consolidação das contribuições científicas (Etapas 11 e 12) são apresentadas no Capítulo 6 – Conclusão, reforçando o caráter aplicado da pesquisa e sua materialização em publicações científicas e disseminação do conhecimento produzido.

2. REVISÃO DA LITERATURA

A Revisão da Literatura constitui o segundo estágio do pipeline metodológico adotado nesta pesquisa, conforme ilustrado na Figura 2, desempenhando papel central na fundamentação teórica e na delimitação do estado da arte sobre detecção de fadiga em condutores de veículos. Essa etapa teve como objetivo sistematizar os principais avanços, abordagens metodológicas, limitações e lacunas identificadas na literatura científica, fornecendo subsídios consistentes para a definição das estratégias técnicas e conceituais empregadas no desenvolvimento do sistema proposto. O interesse pela detecção de fadiga de motoristas remonta ao século XX, com os primeiros estudos concentrados na compreensão dos efeitos da privação do sono e da monotonia na habilidade de dirigir. Ao longo das décadas, o avanço da tecnologia tem permitido o desenvolvimento de métodos mais avançados de detecção, incluindo o uso de sensores biométricos, análise de padrões faciais, processamento de sinais e inteligência artificial.

Atualmente, a relevância desse tema é crescente devido ao aumento do número de acidentes de trânsito causados por motoristas sonolentos em todo o mundo. A Organização Mundial da Saúde (OMS) estima que a fadiga do motorista contribui para uma parcela significativa dos acidentes rodoviários, tornando a detecção precoce e a prevenção da sonolência uma prioridade em termos de segurança viária. A detecção de fadiga de motoristas evoluiu ao longo do tempo, impulsionada por avanços tecnológicos e científicos. O entendimento sobre os efeitos da sonolência no desempenho do motorista começou a ser explorado no século XX, com o surgimento de estudos pioneiros sobre privação do sono e fatores que afetam a vigília durante a condução.

Conforme levantamento histórico realizada pela Clínica de Distúrbios do Sono, disponível em sua página web, nas décadas de 1950 e 1960, pesquisas começaram a investigar os efeitos da privação do sono e da monotonia na capacidade de dirigir com segurança. Estudos como os de William Dement e Nathaniel Kleitman ajudaram a lançar as bases para a compreensão dos impactos da fadiga do motorista. Ao longo das décadas de 1970 e 1980, surgiram os primeiros métodos de detecção de fadiga, incluindo técnicas baseadas em dados fisiológicos, como eletroencefalografia (EEG) e eletrooculografia (EOG), que permitiam monitorar a atividade cerebral e os

movimentos oculares dos condutores. Nas últimas décadas, os avanços tecnológicos revolucionaram a detecção de fadiga de motoristas. Sensores biométricos, como EEG e frequência cardíaca, foram integrados a sistemas de monitoramento veicular, permitindo uma detecção mais precisa e em tempo real dos sinais de sonolência.

Os avanços recentes incluem a integração de tecnologias emergentes, como Internet das Coisas (IoT) e computação em nuvem, para melhorar a capacidade de processamento e lidar com desafios emergentes na detecção de fadiga do motorista. O uso de algoritmos de inteligência artificial, como redes neurais convolucionais (CNNs) e aprendizado de máquina, tem se mostrado promissor na detecção de fadiga, permitindo uma análise mais sofisticada de dados biométricos e comportamentais obtidos em câmeras de monitoramento que podem ser instaladas em veículos. Tendências atuais incluem o desenvolvimento de sistemas de assistência ao motorista integrados, que combinam a detecção de fadiga com outras funcionalidades, como detecção de colisões e assistência à direção, visando uma abordagem holística para a segurança veicular.

2.1. CONCEITOS DE FADIGA EM MOTORISTAS

A fadiga em motoristas constitui um estado fisiológico e psicológico complexo, caracterizado pela redução progressiva da capacidade de desempenho cognitivo e motor, com impacto direto sobre a segurança viária. Esse estado manifesta-se por meio de sonolência, diminuição da vigilância, lentificação dos reflexos e comprometimento da tomada de decisão, aumentando significativamente o risco de ocorrência de acidentes (CRAIG, 2001; WILLIAMSON et al., 2011). Do ponto de vista conceitual, a fadiga pode ser classificada em física, mental e emocional, sendo resultante da interação entre fatores individuais, organizacionais e ambientais, tais como privação de sono, monotonia da tarefa, elevada carga de trabalho, longos períodos de condução contínua e estresse ocupacional (DINGES et al., 1998; DAWSON; REID, 1997). Em contextos operacionais prolongados, especialmente aqueles que envolvem atividades repetitivas e elevada demanda atencional, a fadiga tende a se desenvolver de forma gradual e muitas vezes imperceptível ao próprio condutor, o que reforça a necessidade de métodos objetivos, contínuos e

automatizados para sua identificação e mitigação (OMS, 2018; SIKANDAR; ANWAR, 2019).

2.2. TÉCNICAS PARA DETECÇÃO DE FADIGA

2.2.1. MÉTODOS BASEADOS EM SINAIS FISIOLÓGICOS

Os métodos de detecção de fadiga baseados na análise de sinais fisiológicos têm como finalidade identificar estados de fadiga por meio do monitoramento de parâmetros biomédicos diretamente relacionados à atividade neurológica, cardiovascular, ocular e muscular do condutor. Entre os sinais mais empregados na literatura destacam-se a eletroencefalografia (EEG), a eletrocardiografia (ECG), a eletrooculografia (EOG) e a eletromiografia (EMG), os quais permitem capturar alterações fisiológicas associadas à redução do estado de alerta e ao comprometimento do desempenho cognitivo e motor (LAL; CRAIG, 2001; DINGES et al., 1998). Essas abordagens apresentam elevada precisão na identificação de padrões fisiológicos correlacionados à fadiga e à sonolência, sendo amplamente utilizadas em estudos experimentais e ambientes controlados (CHANG et al., 2012; LIN et al., 2005). No entanto, a necessidade de sensores acoplados diretamente ao corpo do condutor torna esses métodos intrusivos, podendo causar desconforto, interferir na condução e limitar sua aceitação em aplicações contínuas e de longo prazo. Conseqüentemente, sua aplicabilidade em ambientes operacionais reais, como transporte rodoviário, mineração e logística, mostra-se restrita, sobretudo em cenários que demandam soluções robustas, não invasivas e de fácil integração aos sistemas veiculares existentes (WILLIAMSON et al., 2011; SIKANDAR; ANWAR, 2019).

Os sinais fisiológicos refletem a atividade neural e muscular do condutor, possibilitando a identificação precoce e eficiente da fadiga, no entanto, a viabilidade desses métodos depende da adequação dos dispositivos de monitoramento ao contexto de aplicação, visto que a necessidade de sensores de contato pode comprometer o conforto e a aceitação dos usuários em operações de longo prazo (Liu et al. 2023). A seguir, são apresentados os principais sinais fisiológicos empregados na detecção de fadiga e suas respectivas aplicações:

- **EEG (Eletroencefalograma):** Mede a atividade elétrica do cérebro por meio de eletrodos posicionados no couro cabeludo, a exemplo a Figura 3, mostra fluxo sistemático para detecção de fadiga por meio de EEG. O EEG é fundamental para identificar alterações nos padrões das ondas cerebrais, como mudanças nas frequências alfa, beta e teta, que estão associadas a estados de sonolência e fadiga mental. Essa análise possibilita o monitoramento contínuo do nível de alerta do motorista.

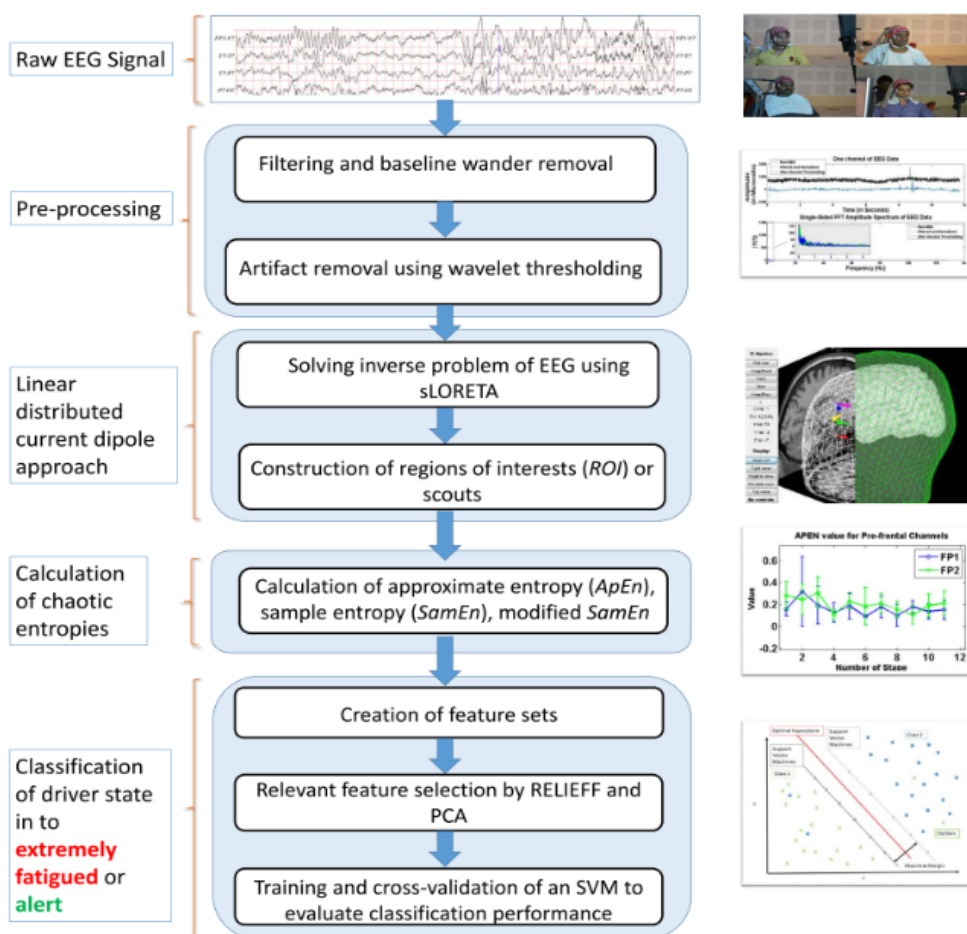


Figura 3. Estrutura para classificação de estados de alerta e fadiga extrema utilizando fontes de EEG.

Fonte: Adaptado de Detecção de fadiga do motorista por meio da análise de entropia caótica de fontes corticais obtidas de sinais de EEG do couro cabeludo.

- **ECG (Eletrocardiograma):** Método de registro da atividade elétrica do coração, utilizado para obter informações detalhadas sobre o ritmo cardíaco e a

variabilidade da frequência cardíaca (HRV – Heart Rate Variability). Alterações na HRV podem indicar fadiga física e níveis elevados de estresse, tornando-se um parâmetro para o monitoramento fisiológico de motoristas durante a condução. O estudo apresentado no artigo “Detecção de fadiga e sonolência do motorista na estrada durante viagens de média distância”, de Luca Salvati, descreve uma metodologia para a coleta de dados de ECG por meio de sensores integrados ao assento do motorista, como mostrado na Figura 4, possibilitando uma avaliação contínua do estado fisiológico do condutor em condições reais de operação.

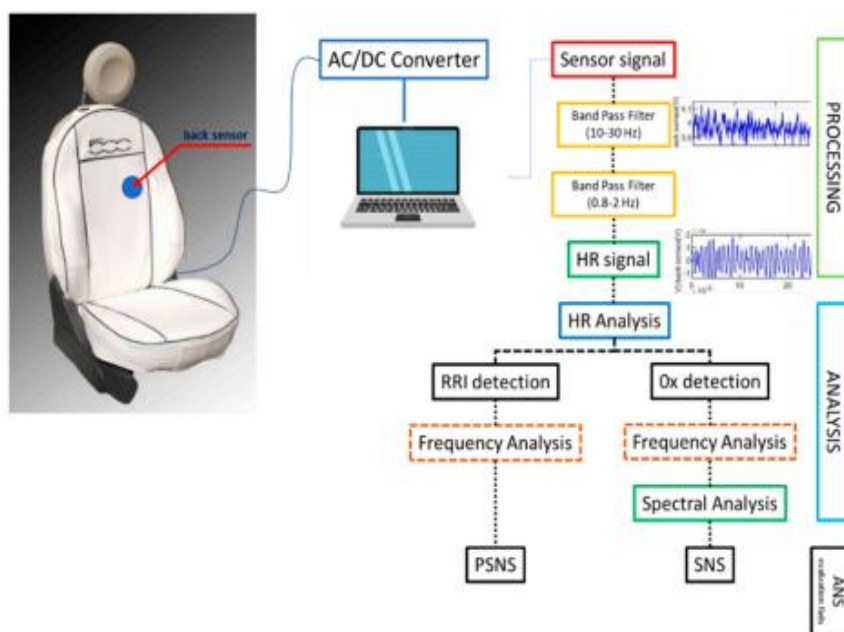


Figura 4. Processamento de sinal método ECG.

Fonte: Artigo “Detecção de fadiga e sonolência do motorista na estrada durante viagens de média distância”

- **EOG (Eletrooculograma):** Monitora a atividade elétrica associada aos movimentos oculares, permitindo a detecção de sinais característicos da fadiga, como aumento da frequência de piscadas, maior duração do fechamento dos olhos e movimentos oculares mais lentos. A EOG, é monitorada por meio de óculos como apresentado na Figura 5.

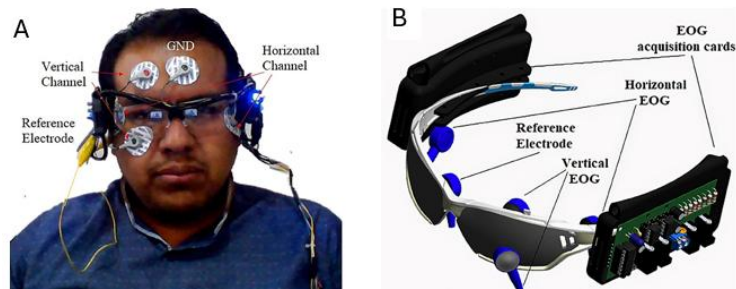


Figura 5. (A) Posicionamento dos eletrodos. (B) Sistema portátil de aquisição e instrumentação de sinais EOG.

Fonte: Uma Interface Homem-Máquina (IHM) Personalizada Baseada em EOG Utilizando Modelagem com Redes Neurais para Rastreamento em Tempo Real da Trajetória de um Robô Manipulador.

- **EMG (Eletromiograma):** Avalia a atividade elétrica dos músculos, detectando níveis de contração muscular e sinais de fadiga muscular localizada. O EMG é utilizado para identificar o cansaço em grupos musculares específicos, especialmente em situações que exigem atenção contínua e manutenção de postura prolongada, como na condução de veículos pesados, a EMG é realizada por meio de sensores adicionados a área a ser monitorada, conforme indicado na Figura 6.



Figura 06. Um simulador e aprendizado de características multimodais em tempo real para testes e avaliação.

Fonte: Hypo-Driver: Um Sistema Multivisual de Detecção dos Níveis de Fadiga e Distração de Motoristas.

2.2.2. MÉTODOS BASEADOS EM CARACTERÍSTICAS COMPORTAMENTAIS

Utiliza sinais visuais e comportamentais, como frequência de piscadas, bocejos, orientação da cabeça e o índice PERCLOS (Percentual de Olhos Fechados), para inferir o estado de fadiga. Rigane et al. (2017) destacam a eficácia da combinação de Visão Computacional com algoritmos de aprendizado de máquina para análise desses sinais em tempo real.

Um estudo que se destacou na revisão de literatura foi o “Sistema Leve de Monitoramento de Motoristas Baseado em Mobilenets Multitarefa”, de Whui Kim, que faz uso de processamento de imagens e aprendizado de máquina, onde o reconhecimento de comportamentos faciais e análise de dados relacionados à fadiga desempenham o papel central. O que chama a atenção nesse estudo, é a forma em que o autor traduziu o conceito de fadiga e distração do motorista, mapeando o ângulo de visão e PERCULO (Percentual de fechamento de olhos), como mostra na Figura 7 e classifica os níveis de fadiga, Tabela 1. Este artigo mostrou a possibilidade de captação de sinais precoce de fadiga, tornando possível alertar motoristas do estado de fadiga antes do fechamento total dos olhos.

Tabela 1. Definições do Status do Motorista

Nível	Indicadores faciais e comportamentais em [29]	Nível	Indicadores faciais e comportamentais em nosso conjunto de dados
Acordado	Fechamento rápido das pálpebras, comportamento de piscar discreto, trocas contínuas de foco, posição sentada ereta, sacadas rápidas, posição das mãos no volante às 10 e 2 horas	Acordado	De outra forma
Fadiga leve (-)	Fechamento prolongado das pálpebras de até 0.5 s, expressão facial cansada.	Fadiga leve	Duração da abertura da boca (>1 s) ou duração do fechamento dos olhos (≥ 0.5)
Fadiga leve (+)	bocejar, esfregar/coçar o rosto, fazer caretas, inclinar a cabeça		
Fadiga média (-)	Fechamentos prolongados das pálpebras (aproximadamente 0.5-1 s).		
Fadiga média (0)	olhos fixos/“olhos vidrados” com longas pausas de piscar (>3 s).	Fadiga média	Duração do fechamento dos olhos (≥ 1.5) ou PERCLOS (≥ 0.1)
Fadiga média (+)	esticando-se/relaxando, olhos semicerrados		
Fadiga forte (-)	Fechamentos muito longos das pálpebras (1-2 s), revirar os olhos, balançar a cabeça		
Forte fadiga (+)		Sonolência (Fadiga forte)	{Duração do fechamento dos olhos (≥ 1.5 s) e PERCLOS (≥ 0.2) ou
Fadiga muito forte	Fechamento das pálpebras (> 2 s), episódios de microsono, despertar assustado do sono ou microsono		Duração do olhar para baixo (≥ 2 s)
Distração	-	Distração	Duração do olhar em uma direção diferente da frente (≥ 2 s)

Fonte: Sistema Leve de Monitoramento de Motoristas Baseado em Mobilenets Multitarefa.

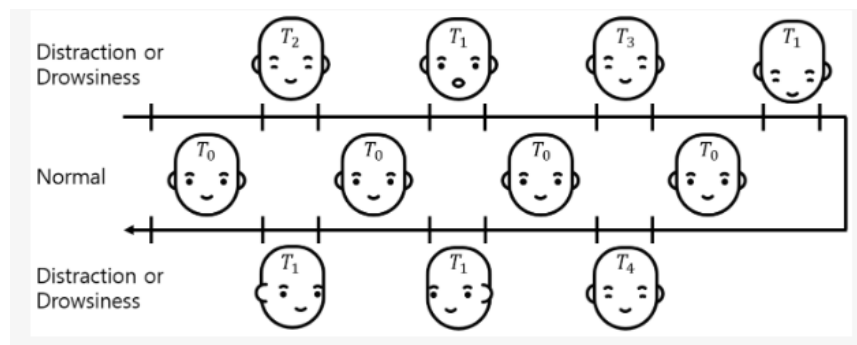


Figura 7. Procedimento de aquisição dos dados da série temporal.

Fonte: Sistema Leve de Monitoramento de Motoristas Baseado em Mobilenets Multitarefa.

2.3 METODOLOGIA DE REVISÃO

Para essa revisão foi utilizado os critérios de revisão descritos na Tabela 2.

Tabela 2. Critérios de inclusão e exclusão

Critérios	Resultados
Estudos que não estejam relacionados à detecção de fadiga em condutores de veículos.	N
Publicações que não apresentem métodos ou resultados relevantes para análise de eventos fadiga	N
Publicações duplicadas ou redundantes (uso de mesma técnica e mesmo número de amostras)	N
Artigos científicos publicados em periódicos revisados por pares	S
Estudos que abordam métodos computacionais ou tecnologias relacionadas à detecção e prevenção de fadiga em condutores de veículos	S
Publicações disponíveis em inglês, português ou espanhol	S
Artigos publicados a partir de 2019, para garantir relevância atualizada dos métodos e tecnologias	S

Fonte: Criado pelo próprio autor

2.4 STRINGS DE BUSCAS

As Strings de Buscas mencionadas abaixo, foram aplicadas nos periódicos, Portal CAPES, Academic Google e IEEE Explorer.

- String 01: ("drowsiness" OR "fatigue") AND ("fatigue detection" OR "detection of fatigue or drowsiness") AND ("Fatigue Level") AND ("driver fatigue detection" OR "Fatigue Detection System in Vehicles") AND ("PERCLOS" OR "Proportion of the eyes closed") AND ("driver assistance").
- String 02: ("drowsiness" OR "fatigue") AND ("Fatigue Level") AND ("PERCLOS" OR "Proportion of the eyes closed") AND ("driver assistance") AND ("driver fatigue detection").
- String 03: ("drowsiness" OR "fatigue") AND ("Fatigue Level") AND ("driver assistance") AND ("driver fatigue detection").
- String 04: ("drowsiness" OR "fatigue") AND ("Fatigue Level") AND ("driver fatigue detection").
- String 05: ("drowsiness" OR "fatigue") AND ("Fatigue Level") AND ("driver assistance") AND ("driver fatigue detection" OR "Fatigue Detection System in Vehicles").

2.5 TRABALHOS INCLUIDOS NA REVISÃO DE LITERATURA

Através das pesquisas nas fontes de buscas, utilizando os critérios de inclusão e exclusão com os resultados retornados pelas strings mencionadas acima, tivemos a relação dos artigos incluídos, estes estão mencionados na Tabela 3, juntamente com as informações de autores, data de publicação e qual o veículo de publicação.

Tabela 3. Critérios de inclusão e exclusão

Nº	Título do artigo	Autores	Publicação	Veículo
1	<i>Lightweight Driver Monitoring System Based on Multi-Task Mobilenets</i>	Whui Kim , Woo-Sung Jung and Hyun Kyun Choi	20/07/2019	Electronics and Telecommunications Research Institute, 218 Gajeong-ro, Yuseong-gu, Daejeon 34129, Korea
2	<i>Fatigue Detection Algorithm Based on Eye Multifeature Fusion</i>	Ying Yi; Zhushijie Zhou; WeiZhang; Mingyue Zhou; Yahua Yuan; Mudando Li;	28/02/2023	IEEE Sensors Journal (Volume: 23 , Edição: 7 , 01 de abril de 2023)
3	<i>Smart driver assistance system using raspberry pi and sensor networks</i>	V. Sanjay Kumar, S. Nair Ashish, I.V. Gowtham, S.P. Ashwin Balaji, E. Prabhu	29/09/2020	Department of Electronics and Communication Engineering, Amrita School of Engineering, Coimbatore, Amrita Vishwa Vidyapeetham, India
4	<i>Hypo-Driver: A Multiview Driver Fatigue and Distraction Level Detection System</i>	Qaisar Abbas,, Mostafa E.A. Ibrahim, Shakir Khan and Abdul Rauf Baig1	22/09/2021	College of Computer and Information Sciences, Imam Mohammad Ibn Saud Islamic University (IMSIU), Riyadh, 1143
5	<i>A Real-time Driver Fatigue Detection Method Based on Two-Stage Convolutional Neural Network</i>	Hu He; Xiaoyong Zhang; Fu Jiang,.; Chenglong Wang; Yingze Yang; Weirong Liu; Jun Peng.	14/04/2021	School of Computer Science and Engineering, Central South University, Changsha, China 410083
6	<i>Convolutional Three-Stream Network Fusion for Driver Fatigue Detection from Infrared Videos</i>	Xiaoxi Ma; Lap-Pui Chau; Kim-Hui Yap; Guiju Ping	01/05/2019	2019 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)
7	<i>Drivers Fatigue Level Prediction Using Facial, and Head Behavior Information</i>	Haider A. Kassem; Morshed Chowdhury, Jemal H. Abawaj	27/08/2021	IEEE Access (Volume: 9)
8	<i>Driver Fatigue Detection Through Chaotic Entropy Analysis of Cortical Sources Obtained From Scalp EEG Signals</i>	Aritra Chaudhuri; Aurobinda Routray	25/01/2019	IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (Volume: 21, Issue: 1, January 2020)
9	<i>Driver's Hand-Foot Coordination and Global-Regional Brain Functional Connectivity under Fatigue: Via Graph Theory and Explainable Artificial Intelligence</i>	Yingzhang Wu; Wenbo Li; Jie Zhang; Bangbei Tang; Jinlin Xiang; Shen Li; Gang Guo	05/12/2023	IEEE Transactions on Intelligent Vehicles
10	<i>Driver Fatigue Detection via Differential Evolution Extreme Learning Machine Technique</i>	Long chen; Xiaojie Zhi; Hai Wang; Guanjin Wang; Zhenghua Zhou; Amirmehdi Yazdani;	30/07/2020	Electronics 2020, 9(11), 1850; https://doi.org/10.3390/electronics9111850

11	<i>Yawn based driver fatigue level prediction</i>	H A Kassem, Morshed Chowdhury, Jemal Abawajy, Ahmed Raad Abdul Hussein Al-Sudani	31/12/2020	Computers and Their Applications. Conference (2020 : 35th : Online)
12	<i>On-Road Detection of Driver Fatigue and Drowsiness during Medium-Distance Journeys</i>	Luca Salvati; Matteo d'Amore; Anita Fiorentino; Arcangelo Pellegrino; Pasquale Sena; Francesco Villecco.	25/11/2020	Entropy 2021, 23(2), 135; https://doi.org/10.3390/e23020135
13	<i>Automatic driver cognitive fatigue detection based on upper body posture variations</i>	Shahzeb Ansari; Haiping Du; Fazel Naghdly; David Stirling.	01/10/2022	School of Electrical, Computer and Telecommunications Engineering (SECTE), Faculty of Engineering and Information Sciences (EIS), University of Wollongong, Wollongong 2500, New South Wales, Australia
14	<i>An adaptive Driver Fatigue Identification Method Based on HMM</i>	Mingheng Zhang; Chen Liu; Zengwen Wu; Baozhen Yao	04/01/2022	2021 5th CAA International Conference on Vehicular Control and Intelligence (CVCI)
15	<i>Driver Fatigue Detection Method Based on Human Pose Information Entropy</i>	Tiance Zhang; Yingzhi Zhang; Liben Yang.	30/05/2022	Eleonora Papadimitriou

2.6 SINTESE DOS TRABALHOS INCLUÍDOS

Lightweight Driver Monitoring System Based on Multi-Task Mobilenets - As técnicas utilizadas neste estudo mostram que MT-Mobilenets são capazes de reconhecer expressões faciais e racionalização facial que são relevantes para o estado do motorista, como direção do rosto, fechamento dos olhos e abertura da boca, sem depender da detecção e racionalização facial convencional. A ideia de combinar um dispositivo de compartilhamento de recursos, como o celular do motorista, para processar imagens adicionalmente, é uma prática proposta para aumentar a precisão do sistema e uma solução para expandir a proposta de detecção de fadiga e sonolência em veículos.

Fatigue Detection Algorithm Based on Eye Multifeature Fusion - O estudo apresentou um novo algoritmo de detecção de fadiga, que utiliza a fusão de múltiplos aspectos dos olhos para melhorar a precisão e a velocidade de resposta. Diferente dos métodos tradicionais que dependem de uma única característica, este algoritmo considera quatro parâmetros: razão de aspecto do olho (EAR), porcentagem de

fechamento da pálpebra sobre a pupila (PERCLOS), frequência de piscadas (BF) e taxa de oclusão da pupila (POR). A contribuição deste artigo está relacionada ao equilíbrio e a precisão da detecção com o tempo de resposta dos gatilhos de detecção, algo que os métodos anteriores não conseguiram alcançar. O estudo demonstrou uma precisão de até 95% na detecção de fadiga.

Smart driver assistance system using raspberry pi and sensor networks – É apresentado no estudo um sistema inteligente de monitoramento de condutores de veículos, esse se destaca ao aplicar técnicas de processamento de sinais e ferramentas embarcadas para integrar três módulos: detecção de fadiga do motorista, detecção de teor alcoólico e detecção de colisões veiculares. Essa acometida banca uma melhora em relação aos métodos antecedentes, que se baseavam em dados fisiológicos e analógicos.

Hypo-Driver: A Multiview Driver Fatigue and Distraction Level Detection System

- Empregou método multimodal, combinando dados fisiológicos e comportamentais do motorista, capturados por meio de sensores e câmeras veiculares. Foram utilizadas redes neurais convolucionais (CNNs) e modelos de redes neurais recorrentes (RNNs) para extrair características dos dados e classificar os estados de fadiga do motorista. O modelo proposto, denominado Hypo-Driver, alcançou uma taxa média de acurácia de 96.5% na detecção de cinco estágios de hipovigilância e distração do motorista.

A Real-time Driver Fatigue Detection Method Based on Two-Stage Convolutional Neural Network

– Abordou detecção de fadiga do motorista baseada em redes neurais convolucionais (CNNs), dividida em duas etapas principais: a detecção da localização das características faciais relevantes (olhos e boca) e o reconhecimento do estado dessas características. Para isso, o artigo utiliza uma rede de detecção de localização inspirada no YOLOv3 e uma rede de reconhecimento de estado. Os resultados alcançados mostraram que a rede apresentou precisão na detecção das regiões dos olhos e da boca em comparação com outros conceitos existentes, como Faster RCNN e SSD. Além disso, a rede de reconhecimento de estado obteve uma precisão de classificação de 93,83%. Ao implementar o método proposto em um dispositivo embarcado Raspberry Pi 4, os resultados mostraram que a detecção de fadiga do motorista pode ser realizada em tempo real, atingindo uma velocidade de detecção de 10,4 quadros por segundo (FPS) com uma precisão de 94,7%. Isso

demonstra a viabilidade do método proposto para aplicações práticas em sistemas de segurança veicular.

Convolutional Three-Stream Network Fusion for Driver Fatigue Detection from Infrared Videos – Foi teorizado o emprego de uma arquitetura de rede convolucional de três fluxos para a detecção de fadiga do motorista a partir de vídeos infravermelhos, utilizando 3 fluxos: um fluxo espacial que processa o quadro infravermelho atual, um fluxo temporal de curto prazo que modela fluxos ópticos e um fluxo temporal de médio prazo que modela o histórico de movimento de fluxo óptico (OF-MHI) dentro da sequência de vídeo infravermelho. Esses fluxos são combinados na última camada convolucional por meio de uma rede convolucional 3D (CNN 3D). Os resultados mostraram que a arquitetura de três fluxos alcançou uma precisão de 94,68% na detecção de fadiga do motorista, superando as redes convolucionais individuais e outros métodos de última geração.

Drivers Fatigue Level Prediction Using Facial, and Head Behavior Information - Ao empregar técnicas de processamento de imagem e aprendizado de máquina, como redes neurais convolucionais (CNNs), o estudo desenvolve métodos para identificar sinais de fadiga por meio de padrões faciais e comportamentais. Essa prática não intrusiva feita por meios de câmeras é uma solução, pois evita a necessidade de dispositivos físicos adicionais ou sensores invasivos que necessita diretamente a ação do condutor de usar o dispositivo (exemplo: óculos, medidores de pressão arterial etc). Além disso, o artigo relata desafios de como lidar com a diversidade de cenários de condução, variações nas condições de iluminação e o uso de acessórios pelos motoristas.

Driver Fatigue Detection Through Chaotic Entropy Analysis of Cortical Sources Obtained From Scalp EEG Signals - Ao utilizar técnicas de processamento de sinais, como análise de EEG e métodos de classificação como as máquinas de vetor de suporte (SVM), o estudo comprova a viabilidade de identificar estados de sonolência com base em padrões de atividade cerebral.

Driver's Hand-Foot Coordination and Global-Regional Brain Functional Connectivity under Fatigue: Via Graph Theory and Explainable Artificial Intelligence - As técnicas utilizadas, como a análise de conectividade funcional por meio de eletroencefalografia (EEG), corroboram para avaliar o estado mental dos

motoristas em tempo real. No entanto, o estudo encarou desafios relacionados à variabilidade particular na resposta à fadiga e à complexidade na interpretação dos padrões de conectividade cerebral.

Driver Fatigue Detection via Differential Evolution Extreme Learning Machine Technique - Com base no artigo, podemos assegurar que existem várias publicações sobre abordagens de detecção de fadiga do motorista, utilizando uma abundância de técnicas e tecnologias. Algumas dessas incluem o uso de sinais biométricos, como EEG, EOG e EMG, para monitorar as condições físicas e cognitivas do motorista. Além disso, métodos baseados em aprendizado de máquina, como SVM, redes neurais e extremal learning machine (ELM), têm sido agregados para analisar e classificar esses sinais e identificar padrões associados à fadiga.

Yawn Based Driver Fatigue Level Prediction - Ao propor um modelo de previsão de níveis de fadiga com base na detecção de bocejos usando uma câmera de painel de carro, o estudo oferece uma abordagem inovadora e de baixo custo para monitorar o estado de alerta dos motoristas. Ao empregar uma rede neural convolucional (CNN), o artigo demonstra a aplicação eficaz de técnicas avançadas de aprendizado de máquina na detecção de padrões visuais complexos, como bocejos, em vídeos em tempo real.

On-Road Detection of Driver Fatigue and Drowsiness during Medium-Distance Journeys - O artigo destaca a diversidade de técnicas utilizadas, desde análise de sinais neurofisiológicos até sistemas de assistência avançada ao motorista (ADAS) baseados em imagens faciais, assistência essa que vai além da detecção de fadiga, mas trata também de métodos para detecção da distração do condutor.

Automatic driver cognitive fatigue detection based on upper body posture variations - As principais contribuições do artigo incluem a validação da correlação entre variações na postura do corpo superior e mudanças no estado mental do motorista, bem como a demonstração da viabilidade de usar essas informações para melhorar a segurança nas estradas. No entanto, alguns desafios podem surgir no desenvolvimento e implementação dessa tecnologia, incluindo a necessidade de refinamento contínuo dos algoritmos de detecção e a adaptação da metodologia a uma variedade de cenários de condução. Além disso, questões relacionadas à

privacidade e aceitação do usuário também podem surgir ao considerar a implementação em larga escala dessa tecnologia.

An adaptive Driver Fatigue Identification Method Based on HMM - Ao considerar as características individuais dos motoristas, o modelo melhora a precisão da detecção de fadiga, o que pode ajudar a prevenir acidentes de trânsito causados por motoristas fatigados. As técnicas utilizadas, como a análise de dados EEG e EOG, a aplicação de modelos de Markov ocultos e o uso de algoritmos adaptativos. No entanto, o estudo também enfrenta desafios, como a necessidade de mais dados para treinar e validar o modelo proposto.

Driver Fatigue Detection Method Based on Human Pose Information Entropy - Propõe método para detectar fadiga em motoristas de ônibus, ao utilizar análise visual do estado dos olhos, para identificação precoce da fadiga do motorista, potencialmente prevenindo acidentes graves. As técnicas de processamento de imagem e aprendizado de máquina representam uma resposta às crescentes preocupações com a segurança no transporte rodoviário.

2.7 LIMITAÇÕES E DESAFIOS

É divulgado na página 5 do “Lightweight Driver Monitoring System Based on Multi-Task Mobilenets” uma tabela sobre o resultado de cálculos matemáticos para se chegar aos níveis de fadiga dispostos na tabela, os dados retirados para esse cálculo e definição dessa matriz, foram feitos em ambientes experimentais, onde não há correlação direta com a realidade em condução, onde há fatores externos como: tempo, iluminação, condições da estrada, e pressão por metas e objetivos a se alcançar, identifiquei isso como uma lacuna a ser explorada.

O artigo “Fatigue Detection Algorithm Based on Eye Multifeature Fusion” menciona o desafio de processar imagens em tempo real para reconhecimento de comportamentos faciais, especialmente em um dispositivo leve como o Raspberry Pi. Portanto, uma área de estudo seria a otimização dos algoritmos e técnicas de processamento para melhorar a eficiência computacional sem comprometer a precisão do reconhecimento.

No Arquivo “Smart driver assistance system using raspberry pi and sensor networks” é observado que embora os sistemas propostos tenham demonstrado uma alta taxa de detecção de sonolência e eficiência na detecção de álcool, a confiabilidade desses resultados não foi discutida em detalhes. Seria importante incluir uma análise da confiabilidade dos sistemas ao longo do tempo e em diferentes condições ambientais para garantir sua utilidade e precisão contínuas.

O estudo “Hypo-Driver: A Multiview Driver Fatigue and Distraction Level Detection System”, reconhece dificuldades na extração de características visuais, especialmente em condições desafiadoras como dirigir à noite ou quando o motorista está com a cabeça fora de posição. Outro assunto a abordar ainda no mesmo artigo é que embora a proposta de usar smartphones para detectar fadiga seja discutida, há preocupações sobre desempenho, taxa de aquisição de dados, capacidade de armazenamento e privacidade. Isso destaca a necessidade de estudos que considerem esses desafios ao projetar sistemas de detecção de fadiga baseados em dispositivos móveis. É falado também sobre a Integração de Tecnologias Emergentes como IoT e Computação em Nuvem, a importância de integrar tecnologias como Internet das Coisas (IoT) e computação em nuvem para melhorar o poder computacional e lidar com desafios emergentes. No entanto, não entra em detalhes sobre como essa integração pode ser realizada de maneira eficaz, indicando uma área para futuras pesquisas e desenvolvimento.

O estudo “Convolutional Three-Stream Network Fusion for Driver Fatigue Detection from Infrared Videos” foi realizado com amostragens em um ambiente controlado com um conjunto específico de motoristas e condições simuladas. A falta de generalização para condições de condução reais, onde os fatores ambientais, como iluminação, condições climáticas e tipos de estrada, podem variar significativamente, essa condição também é identificada nos demais estudos desta revisão de literatura.

Como base no artigo “Drivers Fatigue Level Prediction Using Facial, and Head Behavior Information” o estudo reconhece que as condições simuladas de condução podem não refletir totalmente os desafios encontrados em ambientes não controlados. Como mencionado no artigo, “sob condições não controladas, esse framework pode falhar em capturar os pontos de referência faciais dos motoristas”. Embora os

resultados sejam satisfatórios, é essencial validar o framework em condições reais de condução. Como observado no trecho "validações adicionais em condições de condução do mundo real são necessárias para garantir a robustez e a eficácia do modelo proposto".

No artigo "EEG Signal Analysis for the Assessment and Quantification of Driver's Fatigue" uma das lacunas está relacionada à necessidade de desenvolver métodos mais precisos e confiáveis para distinguir entre diferentes níveis de sonolência. Como mencionado por Kar et al. (2010), "os algoritmos propostos devem ser capazes de diferenciar a sonolência do motorista de outros fatores, como álcool ou distração" (p. 305). Além disso, o estudo destaca a importância de considerar a variabilidade individual na resposta cerebral à sonolência, como afirmado por Chaudhuri et al. (2012), "devido à variabilidade interindividual, ainda existe a necessidade de otimizar os métodos de detecção para diferentes perfis de motoristas" (p. 5). Outra lacuna identificada é a falta de avaliação de longo prazo dos sistemas de detecção de sonolência em situações do mundo real, como mencionado por Zhao et al. (2011), "os métodos propostos precisam ser validados em condições reais de direção para avaliar sua eficácia e confiabilidade" (p. 1863).

No estudo "Driver's Hand-Foot Coordination and Global-Regional Brain Functional Connectivity under Fatigue: Via Graph Theory and Explainable Artificial Intelligence" uma das lacunas destacadas é a necessidade de explorar mais a fundo a relação entre a fadiga e a conectividade cerebral em diferentes estados de vigília, conforme indicado no artigo, "embora a fadiga do motorista tenha sido associada a alterações na conectividade funcional do cérebro, a dinâmica exata dessas mudanças durante a condução ainda não está completamente compreendida" [21]. Esta falta de compreensão completa sugere uma oportunidade para futuras pesquisas explorarem em detalhes como a fadiga afeta a conectividade funcional do cérebro em contextos específicos, como durante a condução. Outra lacuna ressaltada no estudo é a necessidade de investigar os efeitos da fadiga em diferentes grupos demográficos e contextos de direção. Como mencionado no artigo, "mais estudos são necessários para investigar a conectividade funcional do cérebro em motoristas de diferentes faixas etárias, níveis de experiência e em condições de direção do mundo real".

No artigo "Driver Fatigue Detection via Differential Evolution Extreme Learning Machine Technique" há menção de lacunas referente a Integração de Tecnologias, a falta de integração de diferentes modalidades de detecção de fadiga do motorista, o texto menciona: "A maioria dos métodos de detecção de fadiga do motorista se concentra em uma única modalidade de detecção, como EEG, EOG ou EMG. No entanto, há uma necessidade de integrar esses sinais para uma detecção mais precisa da fadiga do motorista" (p. 15).

O Artigo "Yawn Based Driver Fatigue Level Prediction" aponta que condições de iluminação variáveis e diferentes modos de movimento da cabeça dos motoristas podem afetar a precisão da detecção de bocejos, isso é destacado na seguinte passagem: "The major setbacks of this method is that it will depend heavily on the geometric makeup of the face of the subject."

No "Automatic driver cognitive fatigue detection based on upper body posture variations" uma dessas lacunas está relacionada à necessidade de estudos adicionais para validar e aprimorar ainda mais a abordagem proposta. No trecho que discute as fragilidades do estudo, é mencionado que "o estudo carece de avaliação extensiva em termos de diferentes condições de condução, com um número maior de participantes e a inclusão de motoristas com características variadas".

No "An adaptive Driver Fatigue Identification Method Based on HMM", há falta de dados experimentais suficientes para treinar e validar adequadamente o modelo proposto. Essa lacuna é mencionada na seção de conclusão, o estudo também menciona a possibilidade de aprimoramento do modelo através da consideração de uma classificação mais detalhada dos estados do motorista, indicando outra lacuna que poderia ser explorada em pesquisas futuras.

Os resultados desta revisão de literatura, foram publicados no artigo "Desafios Na Detecção De Fadiga De Condutores De Veículos: Revisão Da Literatura", DOI: 10.69849/revistaft/th102411182344.

Observação, a definição dos objetivos desta pesquisa, incorporar segundo tópico do pipeline metodológico definido na figura 2 deste trabalho.

3 DESENVOLVIMENTO

3.1 MÉTODOS DE PESQUISA

O planejamento da pesquisa foi estruturado em etapas sequenciais, com o intuito de assegurar a robustez metodológica e a confiabilidade dos resultados obtidos. A investigação caracteriza-se por uma abordagem quantitativa, exploratória e aplicada, voltada para o desenvolvimento de soluções tecnológicas que integrem técnicas de Inteligência Computacional e dados de sensores embarcados, com o objetivo de identificar e inferir os níveis de fadiga em motoristas inseridos em contextos de condução veicular em operações de exploração mineral. O processo metodológico usado pode ser verificado na figura 1.

3.2 COLETA DE AMOSTRAS

A coleta das amostras foi realizada com o propósito de analisar o comportamento de motoristas sob distintas condições operacionais, com ênfase na identificação de indícios de fadiga. Até fevereiro de 2025, foram coletadas 28 amostras válidas, cada uma composta por vídeos de até cinco minutos de duração, acompanhados de dados complementares oriundos do sistema de telemetria veicular da Diretoria de Geociências e Sondagem da Vale.

As imagens foram capturadas por meio de câmeras de monitoramento embarcadas nos veículos, registrando o comportamento e sinais de fadiga do condutor em atividade. Paralelamente, foram extraídos relatórios do sistema de telemetria usado nos veículos da Diretoria de Geociências e Sondagem, com variáveis telemétricas relevantes, como tempo de condução e padrão de velocidade, possibilitando a correlação entre os registros visuais e os dados comportamentais associados à operação do veículo.

As amostras contemplam variedade de contextos operacionais, incluindo diferentes turnos, rotas e perfis de condutores, o que confere diversidade e representatividade ao conjunto de dados. Essa heterogeneidade é fundamental para assegurar a robustez do treinamento do modelo de detecção de sinais visuais, do sistema baseado em Lógica Nebulosa e das etapas de validação, contribuindo para a

efetividade e generalização da solução proposta em distintos cenários da Diretoria de Geociências e Sondagem.

Concluída a etapa de coleta, empregou-se um sistema de análise baseado em Redes Neurais Convolucionais (CNN), utilizando o modelo YOLOv10, para a detecção automática de sinais visuais de fadiga, tais como bocejos, piscadas e inclinação anormal da cabeça. Complementarmente, foram analisados dados históricos de telemetria anteriores aos episódios críticos, incluindo acelerações, frenagens, tempo acumulado de direção e padrões dinâmicos de condução, a fim de subsidiar a inferência do nível de fadiga por meio de um sistema baseado em Lógica Nebulosa.

3.2.1 CRIAÇÃO E ESTRUTURAÇÃO DO DATASET PARA DETECÇÃO DE FADIGA

A construção de um dataset configurou-se como etapa fundamental para o desenvolvimento de um sistema eficaz de detecção de fadiga, fundamentado em Visão Computacional e Inteligência Artificial. O processo compreendeu desde a aquisição de dados brutos até o refinamento e a anotação criteriosa de imagens.

Inicialmente, a coleta de imagens foi realizada por meio de buscas em bancos públicos, disponíveis no roboflow, priorizando a representatividade de diferentes condições. As principais variáveis consideradas incluíram:

- **Ambientes distintos:** imagens provenientes de cabines de veículos, simulações em ambientes controlados e registros de operações reais em campo;
- **Diversidade de indivíduos:** inclusão de motoristas com características físicas variadas, de modo a mitigar vieses e promover maior capacidade de generalização do modelo;
- **Cenários autênticos de fadiga:** vídeos contendo episódios documentados, incluindo registros de momentos que antecederam incidentes operacionais, enriquecendo o conjunto com dados críticos e reais.
- **Diversidade de rostos e posições de face:** foram incluídas imagens que contemplam uma ampla variedade de características faciais, abrangendo diferentes gêneros, faixas etárias, tonalidades de pele, uso de acessórios (como óculos e bonés) e expressões faciais.

Os dados foram armazenados e gerenciados através da plataforma Roboflow, como mostra na Figura 8, que facilitou o processo de anotação e exportação para diferentes formatos compatíveis com o YOLOv10, como ilustrado na figura.

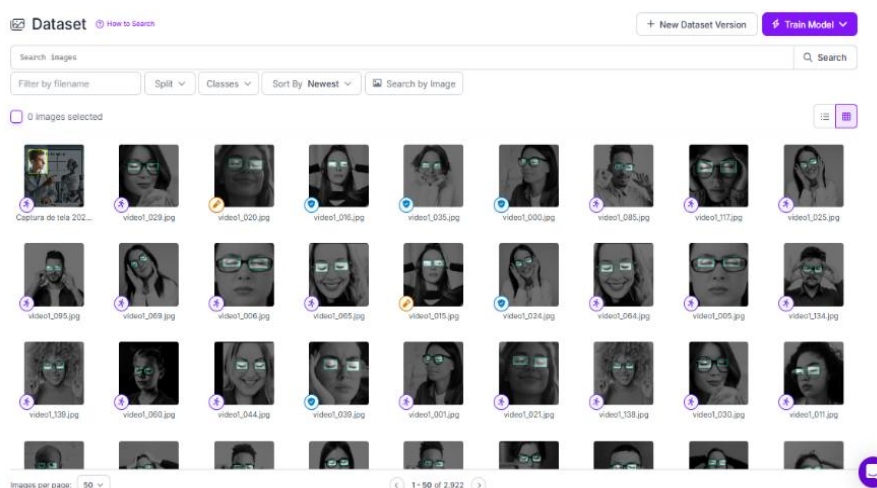


Figura 8. Tela Roboflow com os arquivos do dataset

Fonte: Roboflow

Para que a rede neural pudesse assimilar padrões visuais representativos da fadiga, os quadros extraídos dos vídeos foram devidamente upados para a plataforma Roboflow e as classes de anotação foram categorizadas, conforme os estados comportamentais observados. As anotações no dataset ocorreram conforme mostrado na Figura 9.



Figura 9. Ilustração dos delimitadores adicionados nas imagens do dataset

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.3 TÉCNICAS DE VISÃO COMPUTACIONAL USADAS PARA IDENTIFICAÇÃO DE SINAIS DE FADIGA EM CONDUTORES

A detecção precoce de gatilhos de fadiga é essencial para mitigar riscos de acidentes, permitindo a implementação de mecanismos de alerta, classificações de nível de fadiga e sistema de intervenções preventivas durante a condução. Para comparação das técnicas usadas nesse estudo, foi utilizada uma amostra de vídeo retirada do sistema de monitoramento da Vale o qual o condutor se envolve em uma colisão devido estado de sonolência, neste trabalho, chamaremos essa amostra de “amostra 1”. A partir da “amostra 1”, foi possível avaliar a acurácia da detecção dos comportamentos esperados, permitindo um diagnóstico inicial do desempenho dos algoritmos de Visão computacional empregados.

Nos experimentos usando YOLO V10, A variante YOLO V10 “S” apresentou melhor desempenho geral (96,1%) com boa separação entre classes visuais, como evidencia a comparação na Tabela 4. Desta forma, o YOLO V10 “S”, foi utilizada em todos os experimentos envolvendo YOLO V10.

Tabela 4 - Comparação de acurácia dos modelos Yolo v10

M. YOLO V10	Ac Geral %	Atento %	Bocejo %	Cabeça Baixa %	Olhos Abertos %	Olhos Fechados %	Sonolento %
L	95.8	99	100	98	92	97	91
N	95.6	100	100	97	95	95	92
S	96.1	99	100	98	97	97	90
X	96.0	99	99	95	98	96	86

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.3.1 TESTE DO MODELO YOLO V10 COM IMAGENS DE REPOSITÓRIOS DIVERSIFICADO

A Figura 10, evidencia limitações observadas durante os testes iniciais do modelo YOLOv10 treinado com imagens provenientes de repositórios públicos diversificados, sem a inclusão de dados oriundos do ambiente operacional da Vale. Conforme destacado, o modelo apresentou baixa precisão na classificação de estados intermediários, em especial na distinção entre olhos fechados e olhos semicerrados, bem como dificuldades na estimativa confiável da inclinação da cabeça. Essas limitações, também evidenciadas na matriz de confusão (Figura 11), comprometem a

identificação contínua e consistente dos gatilhos de fadiga, especialmente em cenários nos quais as manifestações fisiológicas ocorrem de forma gradual.



Figura 10. Teste em vídeo do sistema de monitoramento da Vale, treinamento realizado com imagens de repositórios diversos

Fonte: Criado pelo próprio autor

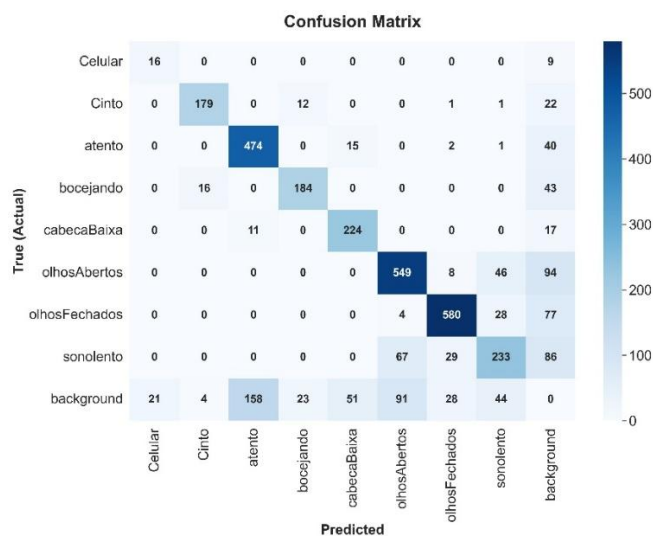


Figura 11. Matriz de confusão Yolov10 com imagens diversificadas.

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.3.2 TESTE DO MODELO YOLO V10 COM IMAGENS DE COLETADAS DA VALE

A Figura 12 apresenta os resultados obtidos a partir dos testes do modelo YOLOv10 após o reprocessamento do treinamento com a inclusão de imagens coletadas diretamente no ambiente operacional da Vale, captadas pelas câmeras do sistema de monitoramento veicular. Observa-se uma melhoria na precisão da

classificação de estados relacionados à fadiga, especialmente na distinção entre olhos semicerrados, olhos fechados e inclinação da cabeça, quando comparado ao modelo treinado exclusivamente com imagens de repositórios públicos. Esse avanço está associado à maior representatividade do conjunto de treinamento, que passou a contemplar condições reais de operação, como iluminação infravermelha, posicionamento fixo da câmera, variações de enquadramento facial e características específicas do cenário de mineração. Entretanto, apesar dos ganhos observados, persistem limitações relevantes. A ausência de padronização numérica explícita para a mensuração da inclinação da cabeça e do índice PERCLOS ainda impacta a robustez da inferência contínua dos estados de fadiga. Adicionalmente, a desproporção no dimensionamento das bounding boxes em relação ao tamanho real das regiões de interesse faciais foi identificada como um fator que influencia negativamente a estabilidade temporal das detecções. Essas limitações refletem-se na matriz de confusão (Figura 13), a qual evidencia confusões residuais entre classes semanticamente próximas, bem como falhas pontuais na detecção contínua dos gatilhos de fadiga ao longo das sequências de vídeo analisadas.

De modo geral, os resultados confirmam que a utilização de dados contextualizados ao domínio de aplicação é determinante para o aprimoramento do desempenho do modelo, ao mesmo tempo em que reforçam a necessidade de estratégias complementares, como métricas geométricas baseadas em pontos faciais e mecanismos de inferência Nebulosa, para mitigar ambiguidades inerentes à classificação visual isolada.



Figura 12. Teste em vídeo do sistema de monitoramento da Vale, treinamento realizado com imagens do sistema da Vale

Fonte: Criado pelo próprio autor

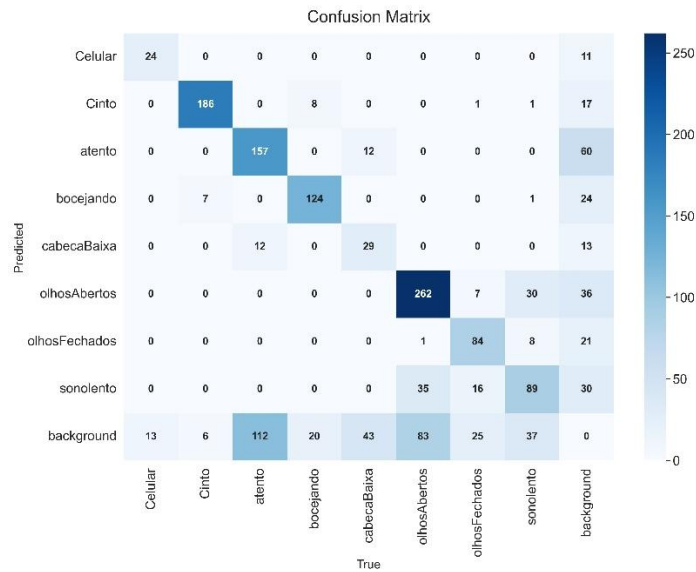


Figura 13. Matriz de confusão YOLO V10 com imagens do sistema da Vale

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.3.3 TESTE COM MODELO BASEADOS EM PONTOS FACIAIS

Em busca de resultados mais técnicos, e buscar formas mais precisas de identificação do PERCLOS, também foram exploradas técnicas baseadas em landmarks faciais. A utilização de outras técnicas, o que permitiu diversificar os mecanismos de identificação de sinais de cansaço, favorecendo uma análise mais técnica e contínua do comportamento do condutor. Neste estudo, foram analisadas as bibliotecas Dlib e MediaPipe FaceMesh, que possibilitam a extração de pontos faciais. Como informado pela Google na documentação da biblioteca Media Piper, técnicas de landmarks, complementam a Visão Computacional ao permitir o monitoramento de expressões faciais.

3.3.4 PONTOS FACIAIS MEDIAPIPER

A detecção de pontos de referência faciais foi realizada com a utilização da biblioteca MediaPipe Face Mesh, desenvolvida pela Google, a qual permite a estimativa em tempo real de até 468 pontos anatômicos tridimensionais na face humana. Esta solução se destaca por sua eficiência computacional, dispensando o uso de sensores especializados de profundidade ou câmeras estéreo, sendo aplicável diretamente em imagens RGB convencionais incluindo imagens em tons preto e branco, como no caso da amostra em vídeo coletadas no sistema da Vale.

Como evidenciado na documentação da biblioteca Face Mesh, o pipeline do Face Mesh inicia-se com a normalização da imagem facial por meio de um crop da região facial com resolução padrão (256×256×3). Em seguida, um extrator de características baseado em redes neurais convolucionais profundas opera sobre a face recortada, gerando mapas de características tridimensionais. O modelo conta com uma arquitetura baseada em malha de atenção (Attention Mesh), segmentada em três blocos especializados para detecção das regiões dos olhos/íris, malha facial geral e lábios como ilustrado na Figura 14.

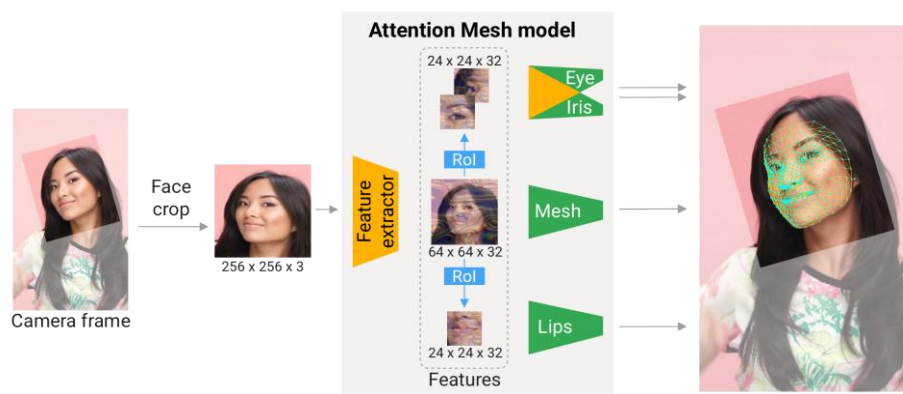


Figura 14. Malha de atenção: Visão geral da arquitetura do modelo

Fonte: https://mediapipe.readthedocs.io/en/latest/solutions/face_mesh.html

Como evidenciado na documentação da biblioteca Face Mesh, cada um dos 468 landmarks (pontos faciais) retorna três coordenadas normalizadas (x, y, z), onde, x e y representam a posição relativa do ponto em relação à largura e altura da imagem de entrada, z representa a profundidade relativa, em relação ao centro da face, possibilitando estimativas de orientação tridimensional da cabeça. O modelo permite ainda o refinamento dos pontos faciais com a ativação da flag `refine_landmarks`, o que adiciona landmarks extras nas íris e nos cantos dos olhos, viabilizando medidas mais precisas para, cálculo da Proporção de Aspecto dos Olhos (EAR) e da Proporção de Aspecto da Boca (MAR), cálculo do PERCLOS (Percentual de Olhos Fechados) e estimativa dos ângulos Pitch, Roll e Yaw, responsáveis respectivamente pela inclinação vertical, inclinação lateral e rotação da cabeça como demonstrado na Figura 15.

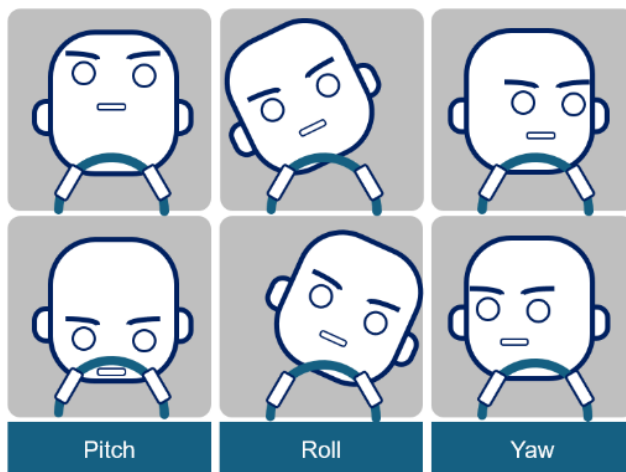


Figura 15. Ângulos de orientação da cabeça (Pitch, Roll, Yaw)

Fonte: Criado pelo próprio autor

Embora o modelo da MediaPipe Face Mesh ofereça até 468 pontos de referência, no algoritmo proposto utilizamos apenas um subconjunto desses pontos, selecionados com base em sua relevância para a extração das variáveis fisiológicas de interesse, como Proporção de Aspecto dos Olhos (EAR), Proporção de Aspecto da Boca (MAR) e inclinação vertical da cabeça, Tabela 5, essa decisão nos proporcionou ganho de desempenho computacional.

Tabela 5 Mapeamento dos pontos faciais com face mesh

Região	Algoritmo	Índices	Variável
Olho Direito (Right Eye)	Cálculo do Eye Aspect Ratio (EAR)	33, 160, 158, 133, 153, 144	EAR
Olho Esquerdo (Left Eye)	Cálculo do Eye Aspect Ratio (EAR)	362, 387, 385, 263, 380, 373	EAR
Boca (Lábios)	Cálculo do Mouth Aspect Ratio (MAR)	13 (lábio superior), 14 (inferior)	MAR
Nariz (Ponte)	Referência central para ângulo de inclinação	1	Pitch
Queixo	Base inferior da face para vetorização vertical	199	Pitch
Testa (Região frontal)	Referência superior para vetorização vertical	10	Pitch

Fonte: Criado pelo próprio autor

Ao aplicar o modelo diretamente sobre a imagem teste (Figura 16), observou-se que, em determinados quadros, a posição do condutor, com o rosto parcialmente fora do eixo frontal dificultou a detecção dos marcos faciais.

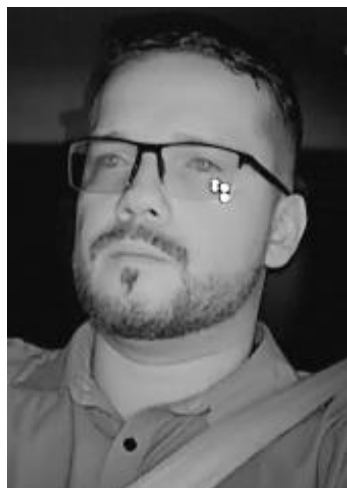


Figura 16. Primeiro teste detecção de pontos faciais

Fonte: Criado pelo próprio autor

Esta limitação está associada a eficácia do MediaPipe Face Mesh, que depende da qualidade da imagem de entrada, com desempenho ideal observado em rostos centralizados, bem iluminados e orientados frontalmente, como evidenciado na documentação da biblioteca. Diante dessa limitação, optou-se por utilizar uma segunda amostra de vídeo, na qual o condutor encontra-se em posição centralizada, com o rosto orientado diretamente à câmera. Nessa condição, a detecção dos landmarks faciais encontravam-se estáveis ao longo dos quadros analisados, como mostra a Figura 17.

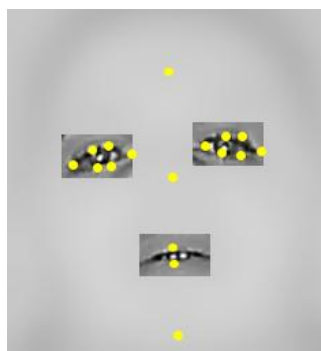


Figura 17. Primeiro teste detecção de pontos faciais

Fonte: Criado pelo próprio autor

Observação: Realizada tratamento na imagem para manter a preservação de identidade do motorista.

3.3.5 DEFINIÇÃO DO PROCESSAMENTO DOS PONTOS FACIAIS E LINEARES DE DETECÇÃO

Em ambientes operacionais reais, tais como veículos em movimento e cenários sujeitos a variações de iluminação, vibração e ruído visual, a detecção facial direta tende a apresentar instabilidades temporais, resultando em falhas na localização contínua dos pontos faciais ou em predições inconsistentes entre frames consecutivos. Esse comportamento foi evidenciado nos testes iniciais do sistema, nos quais a ausência de uma delimitação da região facial comprometeu a confiabilidade da extração de pontos faciais.

Com o objetivo de mitigar essas limitações, foi implementada uma etapa de filtragem facial baseada em um modelo YOLOv11-S personalizado, treinado com 4.884 imagens coletadas diretamente do sistema de monitoramento veicular da Vale. O modelo YOLO treinado para a tarefa de detecção de faces demonstrou desempenho excepcional. A matriz de confusão apresentada na Figura 18, mostra uma taxa baixa de falsos positivos e negativos, com 854 acertos e apenas 5 erros na classe "Face".

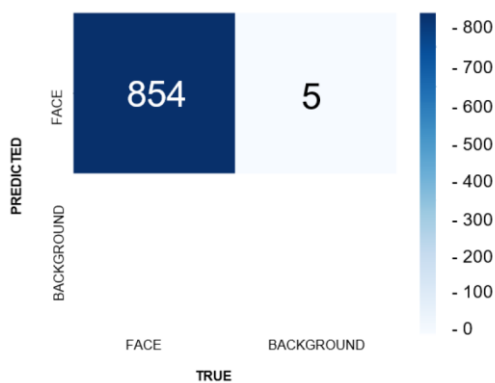


Figura 18. Matriz de confusão, modelo YOLO V11 “S” para pré-filtragem

Fonte: Criado pelo próprio autor

O modelo atua como um mecanismo de pré-processamento, responsável por identificar de forma precisa a região da face em cada amostra de vídeo, delimitando a Região de Interesse (Region of Interest – ROI), como demonstrado na Figura 19. A adoção dessa estratégia permite que apenas a ROI correspondente à face seja encaminhada ao módulo de extração de pontos faciais, implementado por meio da biblioteca MediaPipe. Essa abordagem reduz a influência de artefatos visuais

externos, oclusões parciais e variações de fundo, além de maximizar a estabilidade e a confiabilidade da detecção dos landmarks faciais. Como consequência, observa-se uma melhoria na continuidade temporal das medições, aspecto essencial para o cálculo de métricas dinâmicas associadas à fadiga, tais como abertura ocular, movimentos labiais e inclinação da cabeça.

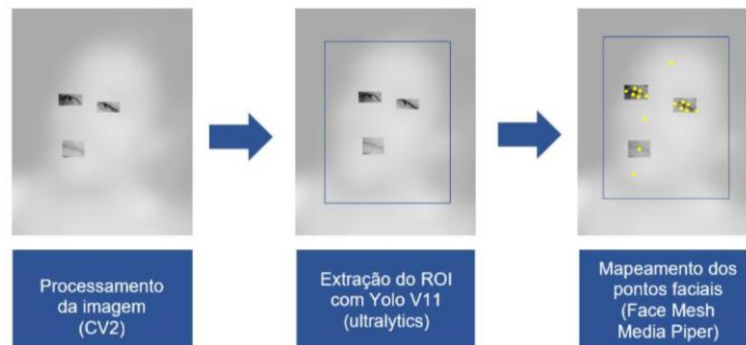


Figura 19. Processamento das imagens usando a filtragem do ROI com YOLO V11 “S”

Fonte: Criado pelo próprio autor

Observação: Realizada tratamento na imagem para manter a preservação de identidade do motorista.

Os resultados ilustrados na Figura 20 indicam que a adoção da filtragem facial baseada em YOLO, seguida da aplicação do MediaPipe Face Mesh, possibilitou a mensuração consistente dos padrões faciais associados aos estados de fadiga, incluindo olhos abertos, olhos semicerrados, bocejo e inclinação da cabeça.

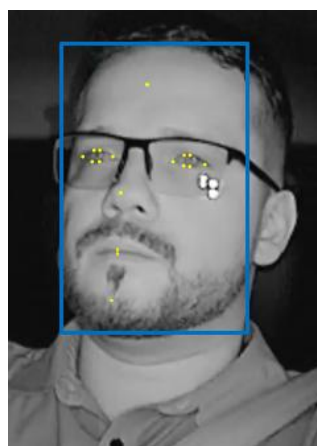


Figura 20. Teste detecção de pontos faciais com pré-filtragem ROI e Face Mesh

Fonte: Criado pelo próprio autor

O sistema de detecção de fadiga proposto neste trabalho baseia-se em múltiplas variáveis faciais para inferência do estado de alerta do condutor. As principais variáveis envolvem a detecção de fechamento ocular, olhos semicerrados, abertura da boca (indicativa de bocejo) e duração mínima destes eventos. Os limiares utilizados para cada uma dessas variáveis foram definidos com base em uma combinação de evidências experimentais e validação de resultados na literatura científica.

3.3.5.1 Limiar para Fechamento Total dos Olhos (EAR_THRESHOLD)

Para a caracterização de olhos totalmente fechados, adotou-se o limiar $EAR \leq 0,15$, conforme proposto por Bergasa et al. (2006) e corroborado por Kassem et al. (2021), os quais indicam esse valor como representativo do fechamento ocular completo em indivíduos adultos. Essa definição tem como objetivo evitar a classificação indevida de piscadas fisiológicas normais como eventos associados à fadiga, contribuindo para a redução de falsos positivos na detecção.

3.3.5.2 Limiar para Olhos Semicerrados (EAR_SEMI_THRESHOLD)

O estado de olhos semicerrados foi definido por um intervalo de EAR entre 0,15 e 0,20, com base em estudos que investigam a transição fisiológica entre os estados de vigília e sonolência. Yi et al. (2023) indicam que valores de EAR situados na faixa de 0,18 a 0,22 correspondem ao estado denominado semi-closed eyes, sendo associados a fadiga leve ou ao início do processo de sonolência.

3.3.5.3 Limiar de MAR para Detecção de Bocejo (MAR_THRESHOLD)

A detecção de bocejos foi realizada por meio do Mouth Aspect Ratio (MAR), adotando-se o limiar $MAR \geq 0,6$, conforme proposto por Abtahi et al. (2014), que validaram esse valor como indicativo de abertura bucal significativa associada a eventos de bocejo. A adoção desse limiar contribui para diferenciar bocejos de outras expressões faciais, como fala ou riso, reduzindo a ocorrência de classificações equivocadas.

3.3.5.4 Duração Mínima do Bocejo (MIN_YAWN_DURATION)

Para reduzir a ocorrência de falsos positivos, estabeleceu-se uma duração mínima de 1,5 segundos para que um evento de abertura bucal seja classificado como bocejo. Essa definição é respaldada por Kaur et al. (2018), que observaram que a maioria dos bocejos humanos apresenta duração compreendida entre 1,5 e 2,0 segundos, distinguindo-se de outras expressões faciais transitórias, como fala ou movimentos involuntários.

3.3.5.5 Tempo de Recuperação entre Bocejos (YAWN_COOLDOWN)

Foi introduzido um período de refratariedade de 2 segundos entre bocejos consecutivos, com o objetivo de evitar a contagem redundante de múltiplos bocejos associados a um único evento fisiológico contínuo. Essa estratégia está em conformidade com a metodologia descrita por Dwivedi et al. (2014), contribuindo para maior robustez e confiabilidade na quantificação dos eventos de bocejo.

3.3.5.6 Parâmetros Relacionados à Inclinação Vertical da Cabeça

Para a análise postural, definiu-se como início de inclinação significativa da cabeça a ocorrência de ângulos verticais superiores a 5°, com categorização progressiva até 20°, valores que indicam relaxamento postural e perda gradual do tônus muscular. Esses padrões são fortemente associados a estados de sonolência, conforme evidenciado por Abtahi et al. (2014).

3.3.6 PONTOS FACIAIS DLIB

Para fins comparativos, realizamos os testes de detecção facial utilizando uma outra técnica de detecção de pontos faciais chamada dlib. O dlib implementa um algoritmo de regressão em cascata para predição de pontos faciais, baseado em florestas aleatórias, projetado para alinhar formas faciais a partir de detecções retangulares previamente definidas (KING, 2009). Em condições controladas, com boa iluminação e orientação frontal da cabeça, o método apresenta elevada precisão geométrica, sendo amplamente empregado na literatura para tarefas de análise facial.

Durante os testes conduzidos com vídeos reais de motoristas em ambiente operacional, o uso do dlib mostrou-se eficaz na localização dos pontos faciais e na

inferência do ângulo vertical da cabeça, calculado a partir da relação geométrica entre os pontos da testa (ponto 27), nariz (ponto 30) e queixo (ponto 8). Adicionalmente, foi possível estimar a distância interlabial para identificação de bocejos prolongados, utilizando como referência os pontos 62 e 66, detecção evidenciada na Figura 21. Esses resultados evidenciam a capacidade do modelo em capturar métricas faciais relevantes para a caracterização de estados de fadiga.

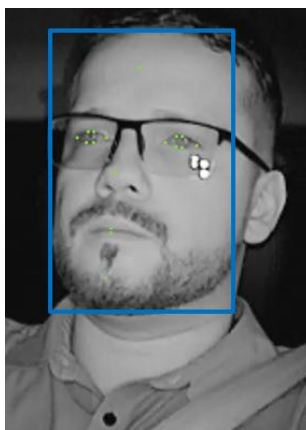


Figura 21. Teste detecção de pontos faciais com YOLO e dlib

Fonte: Criado pelo próprio autor

Entretanto, apesar dos avanços proporcionados pela integração com o YOLO, os experimentos revelaram limitações práticas associadas ao uso do dlib como solução exclusiva para rastreamento facial contínuo. Foram observadas descontinuidades na detecção dos landmarks em amostras de vídeo que apresentavam movimentação lateral da cabeça, variações de iluminação ou ângulos fora do plano frontal. Além disso, constatou-se uma redução na estabilidade temporal e na precisão dos pontos faciais quando comparado a abordagens baseadas em malhas faciais densas, como a proposta pela biblioteca MediaPipe Face Mesh, que oferece maior continuidade espacial entre frames consecutivos. Soma-se a isso o custo computacional elevado do modelo “*shape_predictor_68_face_landmarks.dat*”, o que impacta negativamente o desempenho em aplicações em tempo real, especialmente em dispositivos com recursos computacionais restritos. Esses achados indicam que, embora o dlib apresente desempenho satisfatório em condições ideais, sua aplicação em ambientes operacionais dinâmicos torna-se limitada. Desta forma,

tornando mais promissora o uso da combinação de YOLO com Media Piper Face Mesh.

3.4 COLETA DE TELEMETRIA VEICULAR

A Telemetria Veicular foi incorporada ao sistema proposto com o objetivo de complementar os indicadores derivados da Visão Computacional, tais como *Eye Aspect Ratio* (EAR), *Mouth Aspect Ratio* (MAR) e inclinação da cabeça, ampliando a robustez da inferência em cenários reais de operação. Evidências na literatura demonstram que variáveis dinâmicas do veículo, incluindo tempo de condução contínua, oscilações de velocidade e eventos de aceleração ou frenagem, apresentam correlação com estados de sonolência, declínio atencional e redução do desempenho cognitivo, especialmente quando analisadas de forma integrada a pistas visuais do condutor (LI; LI; WANG; LIU, 2022; XIE et al., 2023). Essa abordagem multimodal contribui para mitigar ambiguidades inerentes à análise exclusivamente visual, fortalecendo a capacidade preditiva do sistema.

Os dados de telemetria utilizados nos experimentos foram extraídos do sistema de monitoramento veicular empregado nos veículos da Vale, sendo disponibilizados no formato CSV. A partir desses registros, foram selecionadas as informações de data e hora, velocidade (km/h) e eventos operacionais, em especial os estados *Contato ON* (veículo ligado) e *Contato OFF* (veículo desligado). Durante o carregamento dos dados por meio da biblioteca Pandas, aplicaram-se procedimentos de normalização temporal (formato *dd/mm/yyyy HH:MM*), conversão de velocidade para valores em ponto flutuante, remoção de registros irrelevantes e identificação do último evento *Contato ON*, o qual define o início do período contínuo de análise.

Esse recorte metodológico permite delimitar com precisão o intervalo de condução efetiva até a materialização de um estado crítico de fadiga, adotado neste estudo conforme as métricas atualmente utilizadas no sistema da Vale, caracterizadas pelo fechamento contínuo dos olhos. Tal estratégia evita vieses decorrentes de paradas intermediárias, ciclos de ignição ou interrupções operacionais, além de assegurar o alinhamento temporal entre os dados de telemetria e os frames de vídeo analisados.

Com o período ativo de condução devidamente definido, foram calculadas duas variáveis derivadas de telemetria, mantidas constantes ao longo de cada execução,

de modo a preservar a coerência com o cenário analisado. Ambas as variáveis foram limitadas por limiares superiores, conforme ilustrado na Figura 22, com o intuito de reduzir a influência de outliers, preservar a interpretabilidade das regras nebulosas e garantir estabilidade no processo de tomada de decisão. A integração dessas variáveis ao sistema de inferência possibilita uma avaliação mais contextualizada do estado do condutor, reforçando o caráter preventivo, adaptativo e operacionalmente viável da abordagem proposta.

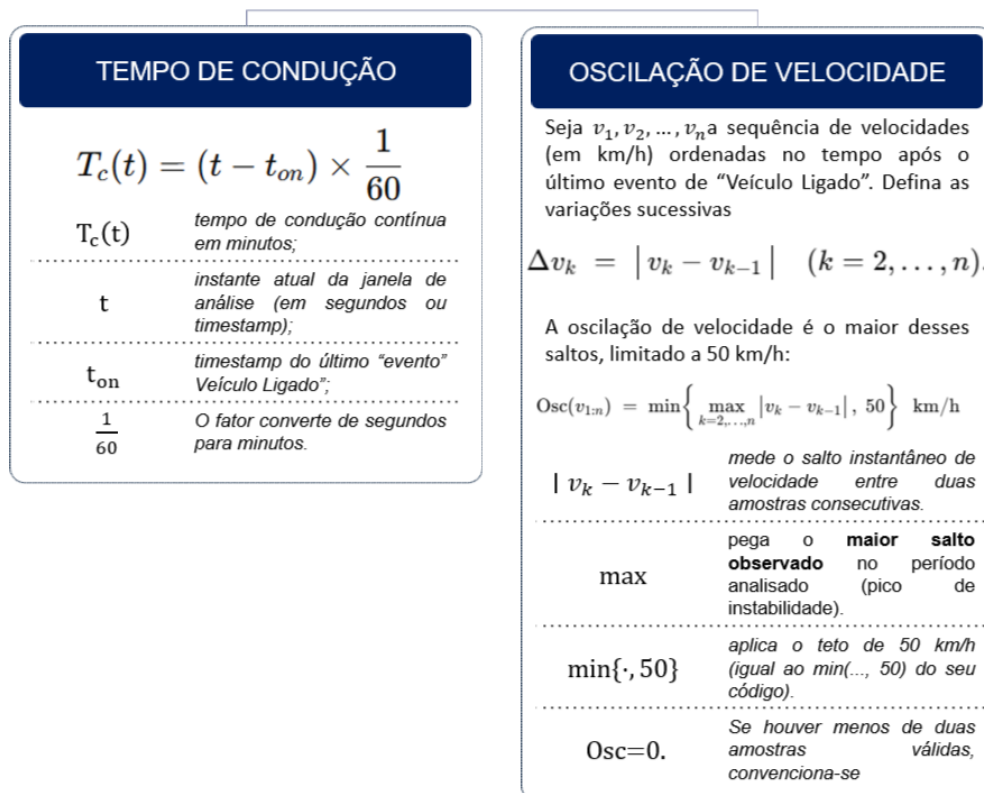


Figura 22. Cálculo para Processamento dos dados de Telemetria Veicular

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.5 INFERÊNCIA DO ESTADO DE FADIGA COM LÓGICA NEBULOSA

Com o objetivo de representar o processo gradual de degradação fisiológica associado à fadiga do motorista, o sistema proposto adota uma modelagem de inferência baseada em Lógica Nebulosa, recalculada de forma periódica em janelas temporais fixas de 30 segundos. Diferentemente de abordagens estritamente determinísticas, nas quais um único evento, como o fechamento ocular, é utilizado como critério decisório, a modelagem nebulosa permite tratar adequadamente as

incertezas, imprecisões e variações temporais inerentes aos sinais capturados em ambiente real de operação.

As variáveis linguísticas de entrada, apresentadas na Tabela 5, são extraídas e atualizadas a cada janela de análise, garantindo que o estado de fadiga seja continuamente reavaliado com base nas evidências mais recentes. Cada variável é associada a funções de pertinência calibradas a partir da literatura especializada e de experimentos empíricos conduzidos com amostras coletadas no ambiente operacional da Vale S.A. e validado por profissional da área de Ergonomia, assegurando aderência ao domínio de aplicação.

A arquitetura do sistema nebuloso, ilustrada na Figura 23, reflete esse processo cíclico de atualização, no qual as etapas de fuzzificação, inferência e defuzzificação são executadas ao final de cada janela de 30 segundos. Essa estratégia permite capturar a evolução temporal da fadiga, reduzindo decisões espúrias baseadas em eventos isolados e proporcionando uma inferência mais estável, interpretável e consistente ao longo do tempo.

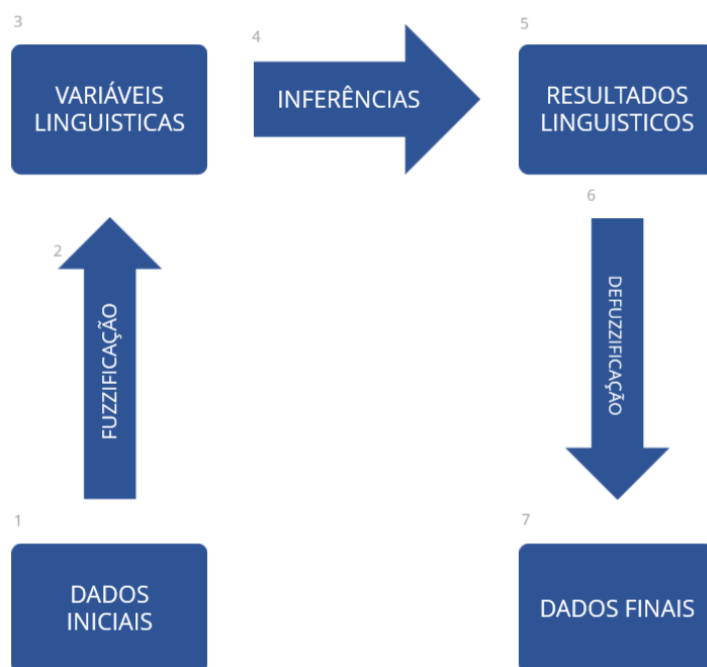


Figura 23. Modelagem Computacional da Lógica Nebulosa

Fonte: COX, 1994 APUD AGUADO, 2010

3.5.1 VARIÁVEIS DE ENTRADA DO SISTEMA NEBULOSO

As variáveis linguísticas, definidas na Figura 24 e detalhadas na tabela 5, foram divididas em dois grupos, visuais (através dos dados obtidos pelas técnicas de Visão Computacional implementada) e operacionais do veículo (através de dados coletado dos relatórios de telemetria), permitindo que o sistema reflita, simultaneamente, elementos de comportamento fisiológico imediato e fatores de exposição temporal.

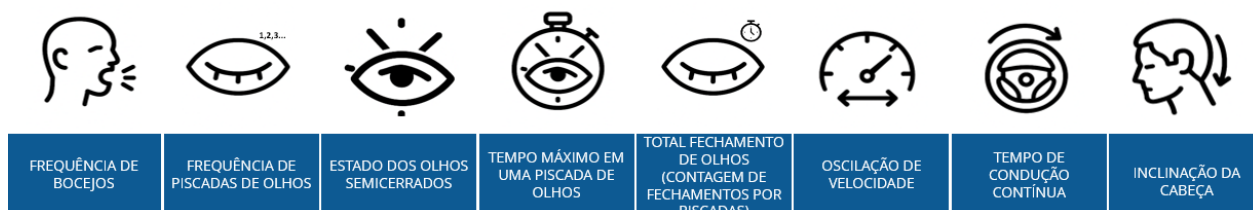


Figura 24. Variáveis Linguísticas

Fonte: Criado pelo próprio autor

Tabela 5. Variáveis linguísticas

Categoria	Variável	Relevância
Visão Computacional	Frequência de bocejos	Não frequente, frequente
	Frequência de piscadas	Pouco frequente, frequente, muito frequente
	Tempo de fechamento dos olhos	Baixo, intermediário, alto
	Olhos semicerrados	Baixo, médio, alto
	Inclinação da cabeça	Baixa, média, alta
	Fechamento total dos olhos – contagem por piscadas	Baixo, médio, alto
Telemetria Veicular	Tempo contínuo de condução	Baixo, médio, alto
	Oscilação de velocidade	Constante, não constante

Fonte: Criado pelo próprio autor

Os indicadores derivados da Visão Computacional refletem métricas consolidadas na literatura sobre detecção de fadiga, dentre as quais se destacam o PERCLOS (Percentage of Eye Closure), a duração do fechamento ocular (Eye Closure Duration – ECD), o Mouth Aspect Ratio (MAR) e as variações posturais da cabeça. Essas métricas têm sido validadas tanto em ambientes experimentais

controlados quanto em cenários reais de condução, demonstrando elevada correlação com estados de sonolência, redução da vigilância e comprometimento do desempenho cognitivo do condutor (Bernardino).

De forma complementar, as variáveis extraídas da telemetria veicular permitem capturar aspectos da fadiga operacional associada à monotonia, evidenciando que longos períodos de condução contínua, aliados à baixa variabilidade operacional, estão diretamente relacionados ao declínio gradual do estado de alerta. A integração dessas informações ao processo de inferência possibilita uma avaliação mais contextualizada do comportamento do condutor, ao incorporar não apenas manifestações fisiológicas visíveis, mas também características do ambiente operacional e do padrão de condução, reforçando a robustez e a aplicabilidade do sistema proposto em condições reais.

3.5.2 FUNÇÕES DE PERTINÊNCIAS

As funções de pertinência constituem o núcleo da modelagem baseada em Lógica Nebulosa, sendo responsáveis por mapear variáveis contínuas do domínio real para valores linguísticos interpretáveis, tais como baixo, moderado e alto. Esse mapeamento permite que o sistema represente de forma adequada a incerteza, a imprecisão e a gradualidade inerentes ao comportamento humano, características particularmente relevantes em fenômenos complexos e não lineares, como a fadiga. Ao contrário de abordagens determinísticas, as funções de pertinência possibilitam uma transição suave entre estados, refletindo de maneira mais fiel a natureza progressiva do declínio do estado de alerta do condutor. Dessa forma, a modelagem nebulosa fornece uma base conceitual robusta para a inferência de estados intermediários, ampliando a capacidade de interpretação e a confiabilidade do sistema de decisão proposto (ZADEH, 1965).

3.5.2.1 Frequência de Bocejos

No sistema de inferência Nebuloso proposto, a frequência de bocejos é modelada como uma variável auxiliar, empregada para aumentar a sensibilidade do sistema à detecção de estados iniciais de fadiga. A literatura aponta que o bocejo está

frequentemente associado à fadiga e à sonolência, entretanto, quando analisado isoladamente, apresenta baixa confiabilidade como indicador direto de sonolência, uma vez que pode ser influenciado por fatores fisiológicos, emocionais e contextuais independentes do estado de alerta do condutor (VIEIRA, 2024).

Diante dessa limitação, a variável *Frequência de Bocejos* foi formalizada em uma janela temporal fixa de 30 segundos, sincronizada com o ciclo de fuzzificação e inferência do sistema. Dois conjuntos linguísticos foram definidos: Não Frequente, correspondente à ausência de bocejos na janela analisada, e frequente, caracterizado pela ocorrência de pelo menos um bocejo no mesmo intervalo (Figura 25). Essa discretização permite capturar a presença do evento sem amplificar indevidamente seu peso decisório.

As funções de pertinência associadas a essa variável foram implementadas por meio de funções lineares trapezoidais degeneradas, com transição abrupta no limiar de 1 bocejo por 30 segundos, refletindo a evidência empírica de que aumentos adicionais na frequência de bocejos não implicam, necessariamente, uma relação proporcional com o agravamento da sonolência. Assim, o conjunto Não Frequente apresenta pertinência máxima para zero bocejos, decrescendo linearmente até o limiar, enquanto o conjunto Frequente possui pertinência mínima para zero bocejos, crescendo linearmente até um bocejo e mantendo-se saturado a partir desse ponto.

Essa escolha de modelagem está alinhada a abordagens consolidadas na literatura de detecção de fadiga, nas quais o bocejo é utilizado como variável complementar, sempre analisado em conjunto com métricas mais robustas, como PERCLOS, duração do fechamento ocular e inclinação vertical da cabeça (RIGANE et al., 2017). Dessa forma, a incorporação da frequência de bocejos contribui para a sensibilidade do sistema Nebuloso, auxiliando na identificação precoce de padrões de fadiga, ao mesmo tempo em que preserva a estabilidade e a interpretabilidade do processo decisório.

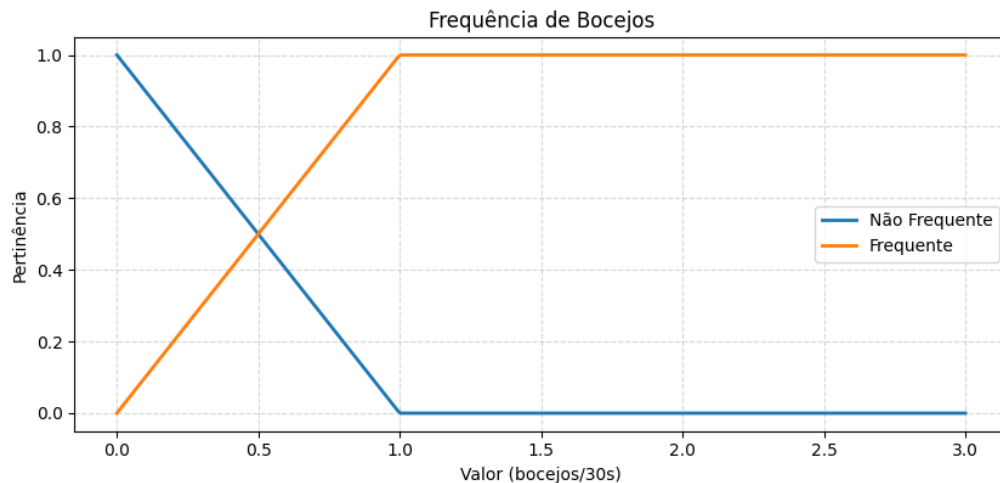


Figura 25. Frequência de Bocejos

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.5.2.2 Frequência de Piscadas

A frequência de piscadas, também denominada *Blink Rate*, constitui uma métrica amplamente consolidada na literatura para a avaliação de fadiga ocular e sonolência em condutores. Em indivíduos alertas, estudos indicam que a taxa típica de piscadas situa-se, em média, entre 10 e 15 piscadas por minuto, podendo variar em função de fatores ambientais, como luminosidade e umidade ocular, bem como do nível de atenção à tarefa visual (Guo et al., 2022). Em estados de fadiga, esse comportamento sofre alterações características, manifestando-se tanto por um aumento progressivo da frequência de piscadas, associado ao esforço fisiológico para manter os olhos abertos, quanto por uma redução abrupta da taxa de piscadas, observada em episódios de microssono ou fixação visual excessiva, frequentemente precedendo períodos de fechamento ocular prolongado.

No contexto de sistemas automáticos de detecção de fadiga, diversos trabalhos demonstram que a frequência de piscadas, quando analisada de forma isolada, apresenta limitações quanto à robustez diagnóstica. Entretanto, sua combinação com métricas complementares, tais como PERCLOS (*Percentage of Eye Closure*), duração do fechamento ocular (*Eye Closure Duration – ECD*) e abertura ocular média, resulta em ganhos significativos de precisão e confiabilidade na inferência do estado do condutor (Fan et al., 2021; Jie et al., 2020). Essas evidências reforçam o papel da

frequência de piscadas como um indicador auxiliar, cuja contribuição é maximizada quando integrada a um arcabouço multimodal.

No sistema proposto, a variável Frequência de Piscadas é modelada por meio de funções de pertinência Gaussianas, representando os conjuntos linguísticos Pouco Frequente, Frequente e Muito Frequente (Figura 26). A escolha dessa família de funções permite transições suaves entre os estados, refletindo a variabilidade interindividual e a natureza gradual da progressão da fadiga visual (Stern et al., 1994). As faixas de pertinência foram definidas com base em evidências experimentais e ajustadas empiricamente para o domínio de aplicação, considerando a contagem de piscadas em janelas temporais fixas de 30 segundos, sincronizadas com o ciclo de inferência do sistema nebuloso.

A adoção dessa janela temporal garante estabilidade estatística da medição, reduz a sensibilidade a flutuações instantâneas e possibilita a correlação direta da frequência de piscadas com outros indicadores fisiológicos e posturais, como o tempo de olhos semicerrados e a inclinação vertical da cabeça. Dessa forma, a variável contribui para o aumento da sensibilidade global do sistema, ao mesmo tempo em que minimiza a incidência de falsos positivos, reforçando a consistência da inferência de fadiga em ambientes operacionais reais.

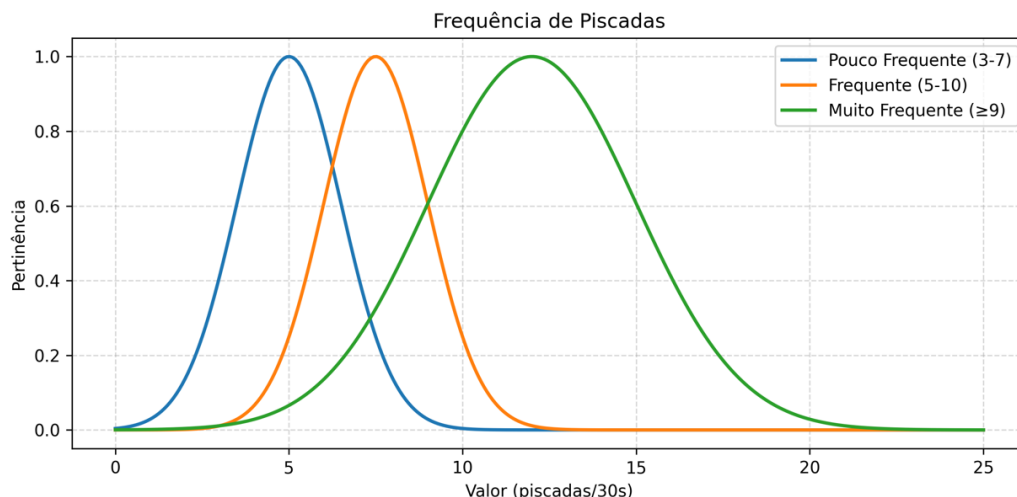


Figura 26. Frequência de Piscadas

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.5.2.3 Olhos Semicerrados

O tempo de olhos semicerrados constitui um indicador fisiológico relevante para a identificação de estados intermediários de fadiga visual e de início de sonolência, caracterizando-se como uma condição de transição entre o estado de alerta pleno e o fechamento ocular total. Essa manifestação está associada à redução progressiva do tônus muscular das pálpebras e ao aumento da latência nos reflexos motores responsáveis pela abertura ocular, refletindo um comprometimento gradual da vigilância visual e do desempenho atencional (FUNDACENTRO, 2018; Liang et al., 2019).

Estudos recentes indicam que o monitoramento do período em que os olhos permanecem semicerrados apresenta elevada sensibilidade para a detecção de fadiga inicial, uma vez que essa condição tende a preceder episódios de microssono e o aumento significativo do índice PERCLOS (*Percentage of Eye Closure*), amplamente utilizado em sistemas de detecção de sonolência (Liang et al., 2019; Fan et al., 2021). Em particular, a persistência desse comportamento ao longo do tempo tem sido associada a fases iniciais de sonolência, nas quais já se observam quedas no nível de atenção e redução da capacidade de resposta motora, elevando o risco de desvios de trajetória e atrasos no tempo de reação do condutor.

No sistema proposto, a variável Tempo de Olhos Semicerrados é modelada exclusivamente por meio de funções de pertinência Gaussianas, representando os conjuntos linguísticos *Baixo*, *Médio* e *Alto* (Figura 25). Essa escolha permite capturar a natureza gradual e contínua do fenômeno, bem como a sobreposição necessária entre os estados para refletir variações sutis associadas à transição entre alerta e sonolência (Mallis et al., 2004). As funções foram parametrizadas considerando valores médios e desvios-padrão ajustados empiricamente, de modo a preservar a interpretabilidade fisiológica do indicador.

A mensuração do tempo de olhos semicerrados é realizada em janelas temporais fixas de 30 segundos, sincronizadas com o ciclo de inferência do sistema nebuloso. Essa estratégia assegura maior estabilidade estatística das medições, reduz a influência de flutuações momentâneas e possibilita a correlação direta com outras variáveis fisiológicas e posturais, tais como tempo de olhos fechados, frequência de piscadas e inclinação vertical da cabeça. Como resultado, o indicador

contribui de forma consistente para o aumento da acurácia global da inferência de fadiga, especialmente na identificação precoce de estados críticos, reforçando a robustez do sistema em cenários operacionais reais.

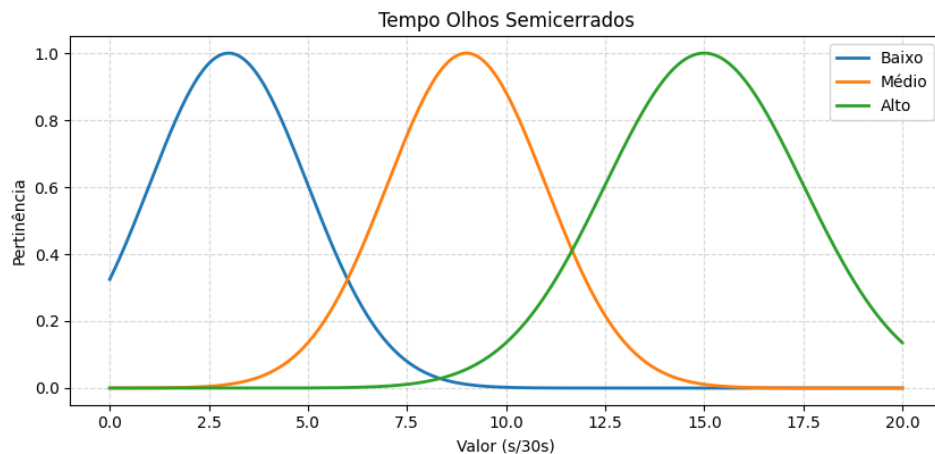


Figura 27. Olhos Semicerrados

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.5.2.4 Tempo de Olhos Fechados

O tempo de olhos fechados constitui um dos indicadores fisiológicos mais relevantes para a detecção de fadiga grave e sonolência em condutores, sendo amplamente reconhecido na literatura como a base para métricas consolidadas, como o PERCLOS (*Percentage of Eyelid Closure over the Pupil over Time*). Esse indicador reflete diretamente a perda de vigilância visual e a incapacidade momentânea de manter o estado de alerta, estando fortemente associado ao aumento do risco de acidentes em contextos de condução veicular (Wierwille et al., 1994; Liang et al., 2019).

Estudos demonstram que valores elevados de duração do fechamento ocular estão fortemente correlacionados com episódios de microsono e lapsos temporários de consciência situacional, caracterizando estágios avançados de fadiga (Fan et al., 2021; Ji et al., 2020). Do ponto de vista fisiológico, fechamentos oculares prolongados indicam redução significativa do tônus muscular das pálpebras, dificultando a reabertura rápida dos olhos e comprometendo severamente o tempo de reação do condutor (FUNDACENTRO, 2018; Figueiredo & Ribeiro, 2015).

No sistema proposto, o Tempo de Olhos Fechados é modelado por meio de funções de pertinência Gaussianas para os conjuntos *Pouco* e *Intermediário*, e por uma função do tipo Ombro à Direita (*Right Shoulder*) para o conjunto *Muito*, conforme ilustrado na Figura 28. Essa modelagem permite representar de forma mais fiel o comportamento fisiológico do indicador, uma vez que fechamentos prolongados acima de determinado limiar passam a caracterizar inequivocamente estados críticos de fadiga. Os conjuntos linguísticos foram definidos da seguinte forma, considerando uma janela temporal fixa de 30 segundos: Pouco tempo: 0,1 a 1,5 s, Tempo intermediário: 1,5 a 2,0 s, Muito tempo: $\geq 2,0$ s.

A escolha da função *Right Shoulder* para o conjunto *Muito* permite capturar a natureza não linear do risco associado ao fechamento ocular prolongado, refletindo o fato de que, a partir de determinado ponto, pequenos aumentos na duração do fechamento representam incrementos desproporcionais no risco operacional, conforme discutido em estudos clássicos sobre PERCLOS (Wierwille et al., 1994).

Além da avaliação agregada em janelas temporais fixas de 30 segundos, o sistema incorpora um mecanismo de resposta instantânea para essa métrica. Conforme implementado no algoritmo, caso o condutor permaneça com os olhos fechados por um intervalo contínuo igual ou superior a 2 segundos, o evento é imediatamente interpretado como um episódio de microssono, acionando de forma automática a classificação do estado de fadiga como Grave, independentemente do resultado inferencial da janela corrente. Esse mecanismo visa mitigar riscos associados à latência inerente aos sistemas baseados exclusivamente em agregação temporal, garantindo resposta rápida a eventos críticos de alta severidade.

Do ponto de vista da inferência nebulosa, a ocorrência desse evento instantâneo promove um override semântico no processo decisório subsequente, assegurando coerência fisiológica e priorização da segurança operacional. Essa abordagem híbrida, combinando inferência acumulada por janela e detecção reativa em tempo real, aumenta a sensibilidade do sistema a eventos raros, porém altamente perigosos, sem comprometer a robustez estatística da análise contínua.

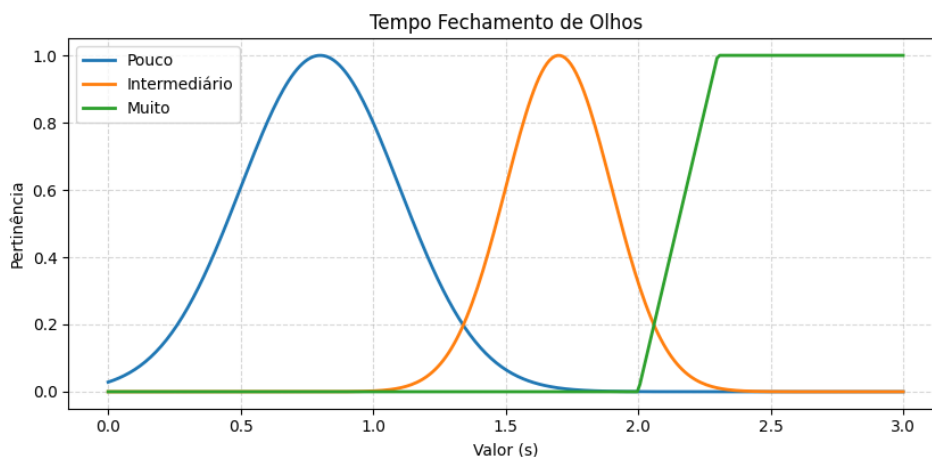


Figura 28. Tempo de Olhos Fechados

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.5.2.5 Inclinação da Cabeça

A inclinação vertical da cabeça (*head pitch*) constitui um importante marcador comportamental para a identificação de estados de fadiga e sonolência em condutores, uma vez que a postura cefálica reflete diretamente o nível de controle postural, o tônus muscular e o grau de vigiância do indivíduo durante a condução veicular. Alterações progressivas nesse parâmetro estão associadas à redução da atenção sustentada e ao relaxamento neuromuscular, sendo frequentemente observadas em estágios iniciais e avançados de fadiga (LIANG et al., 2019).

Estudos indicam que o aumento gradual do ângulo de inclinação da cabeça em relação ao eixo horizontal apresenta forte correlação com a diminuição do estado de alerta e com a ocorrência de episódios de sonolência, sobretudo em contextos de condução prolongada e monotonia operacional (JI et al., 2020). Oscilações leves da cabeça, geralmente inferiores a 10°, podem ocorrer de forma natural durante a condução, associadas a ajustes posturais ou à variação da atenção visual, não sendo, isoladamente, indicativas de fadiga. No entanto, inclinações moderadas (entre 10° e 20°) tendem a emergir em cenários de relaxamento excessivo da postura ou início do declínio atencional, enquanto inclinações acentuadas superiores a 20° estão fortemente associadas a estados de sonolência evidente, perda do alinhamento corporal e risco elevado de micro-sono (FAN et al., 2021).

No sistema proposto, a variável Inclinação Vertical da Cabeça foi modelada por meio de funções de pertinência Gaussianas, organizadas em três conjuntos linguísticos, *Baixa*, *Moderada* e *Alta*, conforme ilustrado na Figura 29. Os parâmetros das funções foram definidos de forma a representar adequadamente a progressão fisiológica da fadiga postural, considerando médias e desvios-padrão calibrados a partir da literatura e de experimentos empíricos realizados em ambiente operacional. Essa modelagem permite capturar transições suaves entre estados posturais, refletindo a natureza gradual da degradação do controle cefálico associada à fadiga.

A escolha por funções Gaussianas possibilita a sobreposição controlada entre os conjuntos, reduzindo descontinuidades abruptas no processo de inferência nebulosa e aumentando a robustez do sistema frente à variabilidade interindividual e a pequenas oscilações naturais da postura. Conforme demonstrado por Ji et al. (2004), essa abordagem é particularmente eficaz para representar fenômenos biomecânicos contínuos, nos quais a transição entre estados não ocorre de forma binária.

No presente sistema Nebuloso, o cálculo do ângulo de inclinação da cabeça é realizado quadro a quadro, sendo posteriormente agregado por meio de janelas temporais fixas de 30 segundos, nas quais é extraída a tendência média do comportamento postural. Essa estratégia permite atenuar variações transitórias decorrentes de movimentos momentâneos, como ajustes corporais ou irregularidades do terreno, priorizando padrões sustentados associados à fadiga real. Além disso, a análise da inclinação da cabeça não é realizada de forma isolada, sendo integrada a indicadores oculométricos, como PERCLOS e tempo de olhos semicerrados, o que contribui significativamente para a redução de falsos positivos e para o aumento da confiabilidade global da inferência do estado de fadiga (FAN et al., 2021).

Dessa forma, a inclusão da inclinação vertical da cabeça como variável linguística no sistema nebuloso fortalece a abordagem multimodal proposta, permitindo capturar aspectos posturais do comportamento do condutor que não são plenamente representados por métricas exclusivamente oculares, ampliando a sensibilidade e a robustez do sistema em cenários reais de operação.

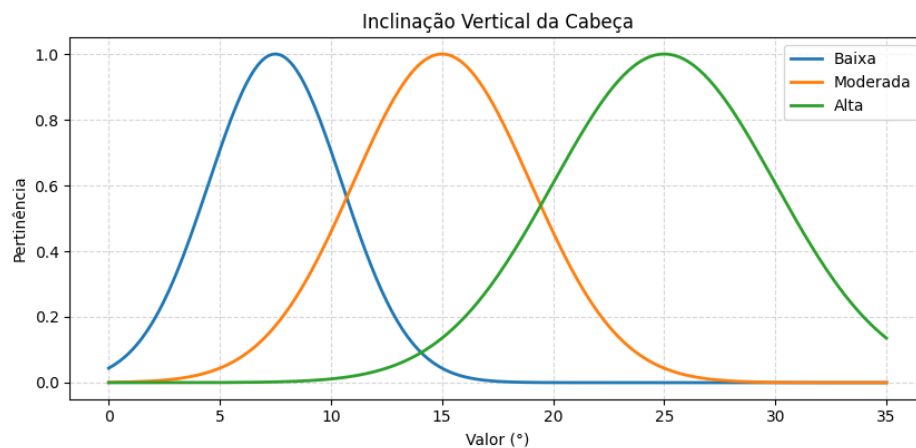


Figura 29. Inclinação da Cabeça

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.5.2.6 Tempo de Condução

O tempo de condução contínua constitui uma variável operacional crítica na análise da fadiga de condutores, pois representa o grau de exposição prolongada do motorista à atividade de dirigir, estando diretamente associado à monotonia, à redução progressiva da vigilância e ao acúmulo de desgaste fisiológico e cognitivo. Diversos estudos apontam que períodos extensos de condução ininterrupta favorecem o declínio da atenção sustentada, o aumento da sonolência e a diminuição da capacidade de resposta a estímulos externos, mesmo na ausência de esforço físico intenso (BERNARDINO, 2020).

No sistema proposto, a variável linguística Tempo de Condução foi incorporada ao sistema de inferência nebulosa com o objetivo de modelar esse efeito acumulativo de forma gradual e interpretável. Para tal, o tempo de condução contínua foi definido como o intervalo transcorrido entre o último evento de acionamento do veículo (*Contato ON*) e o instante atual de análise, desconsiderando interrupções intermediárias que poderiam introduzir vieses na caracterização da fadiga operacional. Essa abordagem assegura coerência temporal com os dados de vídeo e com os demais indicadores fisiológicos utilizados pelo sistema.

A variável foi modelada por meio de três conjuntos linguísticos, Baixo, *Médio* e *Alto*, representados por funções de pertinência trapezoidais, conforme ilustrado na Figura 30. Os limiares adotados consideram até 50 minutos como tempo de condução

baixo, intervalos intermediários entre aproximadamente 40 e 120 minutos como condução média, e valores superiores a 100 minutos como condução elevada. A sobreposição parcial entre os conjuntos foi propositalmente definida para refletir a natureza progressiva da fadiga, evitando transições abruptas entre estados e permitindo maior flexibilidade no processo de inferência.

A fundamentação desses intervalos baseia-se nos achados apresentados por Bernardino (2020), que investigou os efeitos fisiológicos da condução contínua em um experimento controlado de até 120 minutos. Os resultados evidenciaram que, após cerca de 80 minutos de condução ininterrupta, os condutores passaram a apresentar alterações perceptíveis no conforto postural e sinais iniciais de fadiga, tais como aumento da pressão exercida sobre o assento e maior desconforto corporal. A partir de duas horas, os efeitos tornaram-se mais pronunciados, sendo recomendada a interrupção da atividade para recuperação fisiológica.

No contexto do sistema Nebuloso, o Tempo de Condução atua como um modulador de risco, complementando os indicadores baseados em Visão Computacional. Embora essa variável, isoladamente, não seja suficiente para caracterizar o estado de fadiga, sua integração com métricas oculométricas e posturais permite reforçar a inferência de estados críticos, sobretudo em cenários de baixa variabilidade operacional, nos quais a monotonia desempenha papel central na degradação da vigilância. Dessa forma, a inclusão do tempo de condução contínua contribui para ampliar a robustez do sistema e sua capacidade de antecipar estados de fadiga antes da ocorrência de manifestações fisiológicas extremas.

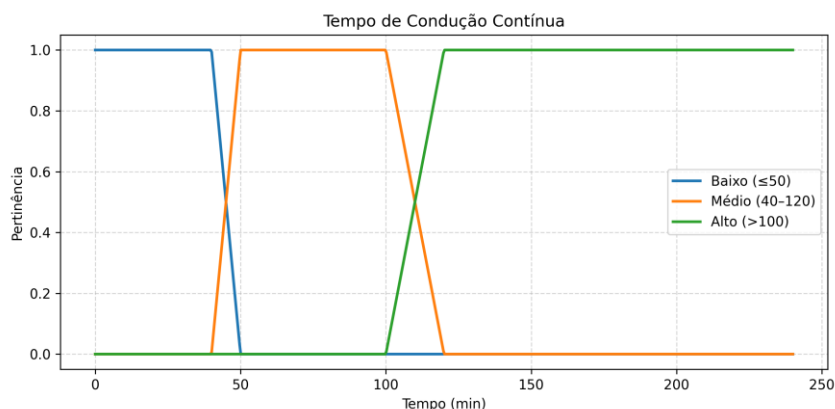


Figura 30. Tempo de Condução

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.5.2.7 Oscilação de Velocidade

A oscilação de velocidade foi incorporada ao sistema de inferência nebulosa como uma variável operacional destinada a capturar padrões de condução associados à monotonia e à fadiga passiva. Diferentemente de eventos abruptos, como frenagens bruscas, a baixa variabilidade da velocidade ao longo do tempo caracteriza contextos de condução repetitiva, com escassez de estímulos externos, condição amplamente reconhecida na literatura como um fator relevante para o declínio progressivo da vigilância do condutor.

No modelo proposto, a oscilação de velocidade é definida a partir da variação máxima observada entre amostras consecutivas de velocidade ao longo da janela de análise, sendo classificada em dois rótulos linguísticos: Constante e Não Constante. Considerou-se como *constante* a condução cuja variação de velocidade permanece inferior ou igual a 20 km/h, enquanto valores superiores a esse limiar caracterizam o estado *Não Constante*, associado a um ambiente operacional mais dinâmico ou a intervenções frequentes do condutor.

Essa definição fundamenta-se nos achados apresentados por Bernardino (2020), que descreve um experimento conduzido em ambiente simulado, caracterizado por trajetos longos, ausência de estímulos relevantes e manutenção quase constante da velocidade. Os resultados evidenciaram que a condução em tais condições favorece o surgimento de estados de fadiga sem a necessidade de esforço físico intenso, reforçando a hipótese de que a monotonia operacional contribui significativamente para a redução da atenção sustentada e para o aumento do risco de sonolência. Para a modelagem nebulosa da variável Oscilação de Velocidade, adotaram-se funções de pertinência sigmóides, conforme ilustrado na Figura 31, devido à sua capacidade de representar transições suaves e contínuas entre os rótulos linguísticos. Diferentemente de funções triangulares ou trapezoidais, as funções sigmóides permitem capturar de forma mais realista a gradualidade inerente à percepção humana da monotonia, evitando classificações abruptas e refletindo a natureza probabilística do fenômeno analisado. Essa abordagem possibilita ao sistema interpretar níveis intermediários de constância da velocidade, mesmo em situações nas quais não há evidências faciais explícitas de fadiga. Assim, a oscilação de velocidade atua como um indicador contextual complementar, reforçando o

processo de inferência em cenários prolongados e monótonos, nos quais sinais visuais isolados podem não ser suficientes para antecipar estados críticos de fadiga. A integração dessa variável ao sistema Nebuloso contribui, portanto, para ampliar a robustez da análise multimodal e aprimorar a capacidade preditiva do modelo em condições reais de operação.

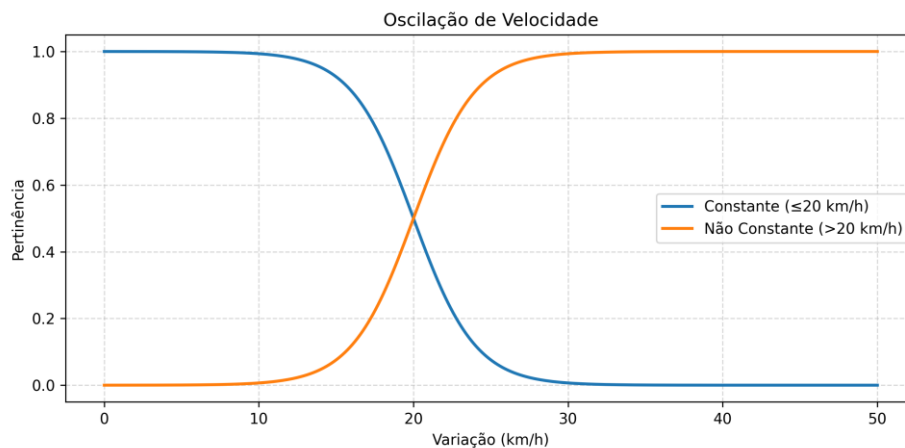


Figura 31. Oscilação de Velocidade

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.5.2.8 Saída do Estado de Fadiga

A variável de saída do sistema Nebuloso corresponde ao grau de fadiga do condutor, representado em uma escala contínua normalizada de 0 a 10, concebida para traduzir, de forma gradual e interpretável, a progressão do estado de fadiga ao longo do tempo. Essa modelagem busca capturar a natureza contínua, multifatorial e progressiva da fadiga humana, evitando reduções simplistas baseadas em classificações binárias, como fadigado ou não fadigado, amplamente reconhecidas como insuficientes na literatura especializada (Vieira, 2024; Guo et al., 2022). No modelo proposto, o grau de fadiga é organizado em três conjuntos linguísticos principais: Fadiga Leve, Fadiga Moderada e Fadiga Grave, cujas funções de pertinência são apresentadas na Figura 32. A definição desses conjuntos foi fundamentada em evidências científicas sobre o comportamento fisiológico e cognitivo do condutor sob condições de fadiga, bem como em princípios de interpretabilidade inerentes à lógica nebulosa.

O conjunto Fadiga Leve [2–5] está associado aos estágios iniciais de degradação do estado de alerta, caracterizados por sinais sutis de cansaço, como pequenas reduções no tempo de reação, variações discretas no comportamento atencional e início de alterações oculomotoras. A pertinência desse conjunto inicia-se a partir do índice 2, evitando que condições normais de vigilância sejam erroneamente classificadas como fadiga, e permitindo a identificação precoce de estados que ainda são compatíveis com a condução segura, porém já indicativos de atenção reduzida.

A Fadiga Moderada [4–7] representa um estado intermediário de comprometimento, no qual os efeitos da fadiga tornam-se mais evidentes e consistentes. Esse estágio inclui aumento na frequência de piscadas prolongadas, lapsos de atenção, microdespertares e maior instabilidade postural, refletindo uma zona crítica de transição. A sobreposição parcial entre os conjuntos Leve e Moderado foi intencionalmente adotada, de modo a refletir a incerteza fisiológica e a variabilidade interindividual na manifestação da fadiga, evitando fronteiras rígidas entre os estados.

O conjunto Fadiga Grave [6–10] está associado a níveis elevados de sonolência, caracterizados por fechamento prolongado dos olhos (PERCLOS elevado), bocejos frequentes, episódios de quase adormecimento e comprometimento severo da capacidade de resposta do condutor. Nessa faixa, o risco de acidentes aumenta significativamente, sendo o intervalo superior da escala (até o valor máximo 10) projetado para capturar situações críticas de perda quase total da vigilância, que demandam intervenções imediatas no contexto operacional.

As funções de pertinência utilizadas na saída do sistema combinam funções triangulares e trapezoidais, conforme ilustrado na Figura 32, permitindo modelar transições suaves entre os níveis de fadiga e respeitar a gradualidade intrínseca do fenômeno. A presença de regiões de sobreposição assegura maior robustez ao sistema, uma vez que pequenas variações nas variáveis de entrada não resultam em mudanças abruptas na classificação final, característica essencial para aplicações em tempo real. Dessa forma, a modelagem da variável de saída fundamenta-se tanto em evidências científicas sobre os mecanismos fisiológicos e comportamentais da fadiga, quanto em princípios clássicos de interpretabilidade da Lógica Nebulosa, garantindo que os resultados produzidos pelo sistema sejam coerentes com o raciocínio humano,

transparentes para análise e aplicáveis em cenários reais de monitoramento de motoristas.

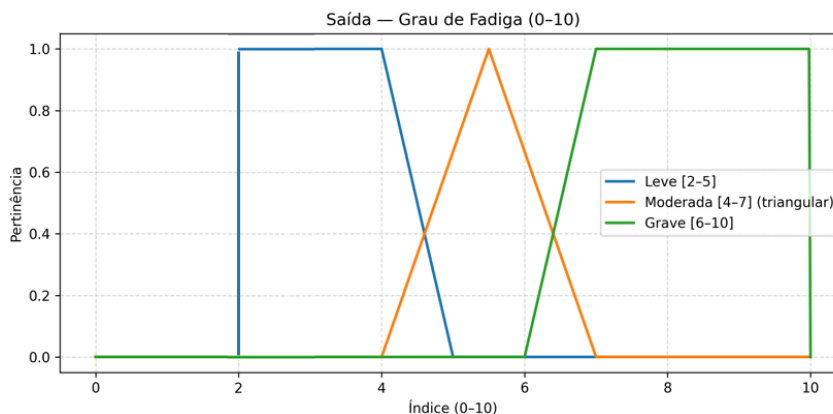


Figura 32. Resultado do Estado de Fadiga

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.5.3 CONJUNTO DE REGRAS NEBULOSAS

A etapa de definição das regras nebulosas constitui o núcleo do processo decisório do sistema proposto, sendo responsável por integrar, de forma coerente e interpretável, os múltiplos sinais extraídos da Visão Computacional, da análise postural e da Telemetria Veicular. Para esse fim, foram elaboradas 82 regras nebulosas, estruturadas para capturar a natureza progressiva e multifatorial da fadiga em motoristas, possibilitando a inferência do grau de fadiga em três níveis principais: Leve, Moderada e Grave. A concepção desses níveis foi inspirada em abordagens consagradas na literatura, em especial no modelo adotado pelo sistema OPTALERT, utilizado para classificação progressiva de sonolência a partir de parâmetros fisiológicos e comportamentais (OPTALERT, 2020). Essa referência assegura alinhamento conceitual com práticas reconhecidas internacionalmente e reforça a validade teórica do modelo proposto. A distribuição das regras foi realizada de forma equilibrada e intencional, considerando a complexidade crescente dos estados de fadiga: 24 regras associadas à fadiga leve, 26 regras à fadiga moderada e 32 regras à fadiga grave. Essa distribuição, ilustrada no gráfico de rosca apresentado na Figura 33, reflete o aumento progressivo da variabilidade e da severidade dos sinais

fisiológicos e operacionais à medida que o estado de fadiga se intensifica, demandando maior densidade de regras para representar cenários críticos.

Cada regra segue a estrutura lógica clássica do tipo “SE” (condições) “ENTÃO” (saída), combinando variáveis linguísticas por meio dos operadores “AND” e “OR”. O operador “AND” é empregado quando se exige a ocorrência simultânea de múltiplos sinais para ativação da regra, enquanto o operador “OR” permite a ativação a partir da presença de ao menos uma condição relevante. Essa flexibilidade lógica possibilita representar tanto padrões consistentes de fadiga quanto situações nas quais sinais críticos isolados já indicam risco elevado. O conjunto de regras definido permite que o sistema nebuloso represente de forma gradual e contínua o estado de fadiga, evitando decisões abruptas e respeitando a variabilidade interindividual dos condutores. Ao integrar sinais oculométricos, posturais e operacionais em um arcabouço interpretável, o modelo assegura maior robustez à inferência, aproximando o processo decisório do raciocínio humano e tornando-o adequado para aplicação em ambientes reais de monitoramento veicular.

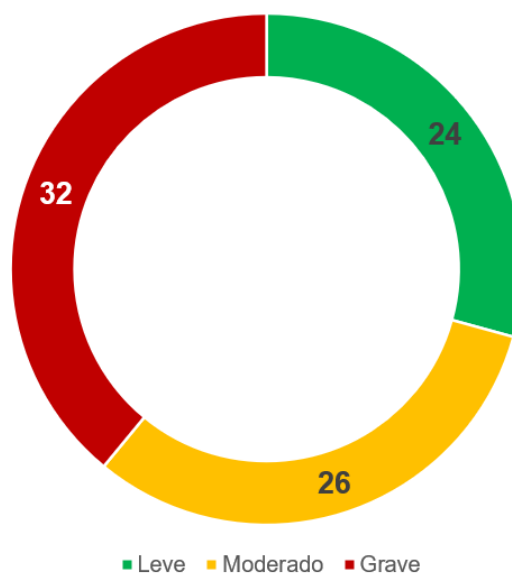


Figura 33. Divisão Regras Nebulosas por Tipo

Fonte: Criado pelo próprio autor

3.5.4 DEFUZZIFICAÇÃO

Como resultado do processo de inferência nebulosa, a variável de saída do sistema é representada por um conjunto Nebuloso definido no intervalo [0,10], associado aos níveis linguísticos de fadiga Leve, Moderada e Grave. Com ilustrado na figura 26, as funções de pertinência da variável de saída, bem como a organização das faixas de sobreposição entre os estados, evidenciando a natureza gradual da transição entre níveis de fadiga. Essa sobreposição é intencional e fundamenta-se no princípio de que a fadiga humana não evolui de maneira abrupta, mas sim por meio de transições progressivas entre estados fisiológicos e comportamentais (A. Sahayadhas). Após a agregação das regras Nebulosas, o conjunto resultante é submetido ao processo de defuzzificação pelo método do Centroide (Center of Gravity – CoG), implementado por meio da biblioteca Scikit-Fuzzy, conforme a função `skfuzzy.defuzz()`. O CoG é representado pela função abaixo:

$$\text{COG} = \frac{\sum x_i \cdot \mu(x_i)}{\sum \mu(x_i)}$$

Onde x_i representa o i -ésimo valor discretizado do universo de discurso da variável de saída, $\mu(x_i)$ corresponde ao grau de pertinência associado a x_i após o processo de inferência Nebulosa, e o operador \sum indica o somatório sobre todos os pontos do domínio. O resultado do CoG expressa o centroide da área formada pela função de pertinência agregada, fornecendo um valor contínuo e representativo do estado inferido (L. A. Zadeh).

A defuzzificação é executada ao final de cada janela temporal de análise, definida neste estudo com duração de 30s. Em situações regulares, o método do Centroide (CoG) consolida as evidências observadas ao longo da janela, produzindo o índice de fadiga no intervalo. Contudo, quando é identificado fechamento ocular contínuo igual ou superior a 2 s [25], caracterizando um episódio de microssono, o sistema aciona um mecanismo de intervenção imediata, reinterpretando instantaneamente o estado do condutor como nível máximo de fadiga. Nesses casos, o índice defuzzificado é forçado ao valor 10 (fadiga crítica), independentemente do

valor que seria obtido ao término da janela, priorizando a segurança operacional frente à suavização temporal da inferência.

As Figuras 34 ilustra exemplo da saída do sistema Nebuloso, evidenciando a ativação das funções de pertinência associadas aos níveis de fadiga, bem como o valor resultante do processo de defuzzificação pelo método do Centroide (CoG).



Figura 34. Gráfico de Saída e Fadigômetro

Fonte: Criado pelo próprio autor

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

O sistema foi testado em 28 amostras coletadas na Vale, cada amostra contém 1 vídeo de no mínimo 2 minutos e máximo 5 minutos, no período que houve um registro de evento de fadiga ao volante e 1 relatório de histórico de eventos de telemetria do período em que o motorista iniciou seu trabalho até o momento da fadiga, o sistema processa as informações e classifica de 30 em 30 segundos o nível de fadiga. Do total de amostras analisadas, 78,57% foram classificadas como aprovadas, indicando que o sistema conseguiu identificar sinais de fadiga antes do limiar tradicional. Adicionalmente, 7,14% foram aprovadas com ressalvas, sugerindo

necessidade de ajustes nas funções de pertinência para níveis intermediários de fadiga. Apenas 14,29% não apresentaram coerência observável entre os eventos reais e os resultados inferidos. Em síntese, em 86% dos casos, o sistema antecipou estados de fadiga moderada ou grave, emitindo alertas preventivos em tempo hábil para intervenção, como mostra da Figura 35.



Figura 35. Resultados da aplicação do sistema em amostras de casos reais de fadiga

Fonte: Criado pelo próprio autor

A integração entre YOLO e MediaPipe FaceMesh mostrou-se eficaz para delimitação da região de interesse (ROI) e extração de landmarks faciais, permitindo mensuração de indicadores como Eye Aspect Ratio (EAR), Mouth Aspect Ratio (MAR) e ângulo de inclinação da cabeça. Essa abordagem garantiu estabilidade na detecção em aproximadamente 80% das amostras, mesmo sob condições adversas. Contudo, foram observadas falhas na continuidade da detecção em alguns vídeos, atribuídas à variação luminosa e vibração.

5 CONCLUSÃO

Ao longo dos estudos apresentados, evidenciou-se que a fadiga não constitui um evento pontual ou binário, mas um fenômeno gradual, multifatorial e dependente do contexto operacional, exigindo modelos de análise capazes de lidar

simultaneamente com incertezas, variabilidade comportamental e condições ambientais adversas.

A principal contribuição científica deste trabalho reside na proposição e validação de uma arquitetura híbrida de prevenção da fadiga, fundamentada na integração entre Visão Computacional, Telemetria Veicular e Lógica Nebulosa. Os resultados demonstram que a combinação de indicadores fisiológicos visuais, como proporção de abertura dos olhos (EAR), proporção de abertura de boca (MAR), estados de olhos semicerrados e inclinação da cabeça, com variáveis operacionais do veículo, como tempo contínuo de condução e oscilação de velocidade, amplia a capacidade de inferência do estado de fadiga quando comparada a abordagens unimodais (GUO et al., 2022; LI et al., 2022).

Os artigos apresentados evidenciam, de forma complementar, que técnicas modernas de Visão Computacional baseadas em arquiteturas YOLO, quando treinadas com dados representativos do ambiente real, oferecem elevada eficiência para a detecção facial em tempo real, mesmo sob condições adversas típicas da mineração, como vibração e variações severas de iluminação (XIE et al., 2023; SILVA et al., 2024). Contudo, tais técnicas, quando utilizadas isoladamente, mostram-se insuficientes para representar a complexidade do fenômeno da fadiga humana, reforçando a necessidade de integração com modelos de inferência de nível superior.

Nesse sentido, a adoção da Lógica Nebulosa mostrou-se particularmente adequada, uma vez que permite traduzir variáveis contínuas e incertas em estados linguísticos interpretáveis, aproximando o processo de decisão computacional do raciocínio humano especializado (ZADEH, 1965; AGUADO; CANTANHEDE, 2010). A utilização do método de defuzzificação pelo Centro de Gravidade (CoG) possibilitou a obtenção de um índice contínuo de fadiga, respeitando a transição gradual entre estados e viabilizando a implementação de estratégias preventivas graduais, em contraste com alarmes binários tardios amplamente utilizados em sistemas comerciais.

Do ponto de vista metodológico, a sequência lógica apresentada no diagrama (figura 2 – Pipeline do processo metodológico) que orienta esta pesquisa mostrou-se eficaz para estruturar o desenvolvimento científico, desde a definição do problema até

a validação experimental e a divulgação dos resultados. Essa organização permitiu não apenas a coerência entre os artigos desenvolvidos durante a pesquisa, mas também a consolidação de uma narrativa científica progressiva, em que cada estudo contribui de forma incremental para a maturidade do sistema proposto. Sob a perspectiva social e aplicada, especialmente no contexto brasileiro, os resultados desta pesquisa apresentam relevância para a promoção da saúde e segurança ocupacional, em particular em setores caracterizados por longas jornadas, operações em áreas remotas e elevada exposição a riscos, como a mineração e a pesquisa mineral (BÄUERLE et al., 2018; FUNDACENTRO, 2018). A possibilidade de antecipar estados críticos de fadiga, antes da ocorrência de eventos extremos como o microsleep, representa um avanço na prevenção de acidentes, na preservação de vidas e no fortalecimento de políticas corporativas e públicas de segurança viária e ocupacional. Sistemas inteligentes de prevenção da fadiga devem evoluir de soluções reativas para modelos cognitivos e preventivos, capazes de interpretar o comportamento humano de forma contextualizada, contínua e adaptativa. Os achados apresentados não apenas consolidam a viabilidade técnica da abordagem proposta, mas também estabelecem bases sólidas para investigações futuras, incluindo a incorporação de métricas fisiológicas adicionais não invasivas, o desenvolvimento de modelos adaptativos por perfil de condutor, ampliação do sistema para ambientes industriais distintos, adaptação do sistema para integração a assistentes inteligentes de motoristas, integração do sistema a ECU de veículos incluindo a módulos de frenagem e aceleração, permitindo que o computador de bordo inicie uma diminuição de velocidade de acordo com o nível nebuloso. Dessa forma, esta dissertação contribui para o avanço do estado da arte em detecção e prevenção da fadiga, articulando ciência, tecnologia e impacto social, e reafirma o papel da Inteligência Computacional como instrumento estratégico para a promoção de ambientes de trabalho mais seguros, humanos e sustentáveis.

REFERÊNCIAS

- ABBAS, Q.; IBRAHIM, M. E. A.; KHAN, S.; BAIG, A. R. Hypo-Driver: A multiview driver fatigue and distraction level detection system. *IEEE Access*, v. 9, p. 1–12, 2021.
- AGUADO, A. G.; CANTANHEDE, M. A. Lógica fuzzy: teoria e aplicações. São Paulo: Atlas, 2010.
- ANSARI, S.; DU, H.; NAGHDY, F.; STIRLING, D. Automatic driver cognitive fatigue detection based on upper body posture variations. Wollongong: University of Wollongong, 2022.
- BAUERLE, T.; DUGDALE, Z.; POPLIN, G. Mineworker fatigue: A review of what we know and future decisions. *Professional Safety*, v. 70, n. 3, p. 33–40, 2018.
- BERGASA, L. M. et al. Real-time system for monitoring driver vigilance. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, v. 7, n. 1, p. 63–77, 2006.
- BERNARDINO, J. M. P. A influência da condução contínua na fadiga em condutores de automóveis ligeiros. 2020. 142 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Segurança e Higiene Ocupacionais) – Universidade do Porto, Porto, 2020.
- BERNARDINO, J. Sistemas inteligentes aplicados à segurança viária. São Paulo: Editora Acadêmica, 2020.
- CHANG, R. C. H. et al. Drowsiness detection system based on PERCLOS and facial physiological signal. *Sensors*, v. 22, n. 14, p. 5380, 2022.
- CHEN, L. et al. Driver fatigue detection via differential evolution extreme learning machine technique. *Electronics*, v. 9, n. 11, p. 1850, 2020.
- DINGES, D. F. et al. PERCLOS: A valid psychophysiological measure of alertness. Washington, DC: Federal Highway Administration, 1998.
- FAN, X. et al. Fatigue detection algorithm based on eye multifeature fusion. *IEEE Sensors Journal*, v. 23, n. 7, p. 7950–7955, 2023.
- FROTANEWS. Bocejar ao volante não é um bom indicador de sonolência. 2025. Disponível em: <https://frotanews.com.br/bocejar-ao-volante-nao-e-um-bom-indicador-de-sonolencia/>. Acesso em: 17 jun. 2025.

- FUNDACENTRO. Fadiga e trabalho: aspectos técnicos e preventivos. São Paulo, 2018.
- GUO, Z. et al. Monitoring and detection of driver fatigue from monocular cameras based on YOLOv5. In: *IEEE CVCI*. 2022. p. 428–433.
- JI, T. et al. A real-time driver fatigue detection method based on a two-stage convolutional neural network. *IEEE Access*, v. 8, p. 123456–123468, 2020.
- JOCHER, G. et al. Ultralytics YOLOv11. GitHub, 2024. Disponível em: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>. Acesso em: 15 fev. 2025.
- KING, D. E. Dlib-ml: A machine learning toolkit. *Journal of Machine Learning Research*, v. 10, p. 1755–1758, 2009. Disponível em: <http://dlib.net>. Acesso em: 15 fev. 2025.
- LIANG, Y. et al. Drivers fatigue level prediction using facial and head behavior information. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, v. 20, n. 11, p. 1–12, 2019.
- LUGARESI, C. et al. MediaPipe: A framework for building perception pipelines. *arXiv preprint*, arXiv:1906.08172, 2019.
- PRATAMA, B. G.; ARDIYANTO, I.; ADJI, T. B. A review on driver drowsiness detection. In: *ICST*. IEEE, 2017. p. 70–75.
- REDMON, J.; FARHADI, A. YOLOv3: An incremental improvement. *arXiv preprint*, arXiv:1804.02767, 2018.
- RIGANE, H.; FRIKHA, M.; KACHOURI, A. A fuzzy-based method for driver drowsiness detection. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, v. 18, n. 12, p. 3456–3468, 2017.
- SOUKUPOVÁ, T.; ČECH, J. Real-time eye blink detection using facial landmarks. In: *Computer Vision Winter Workshop*. 2016.
- ULTRALYTICS. YOLOv10: Real-time object detection. 2024. Disponível em: <https://docs.ultralytics.com>. Acesso em: 15 fev. 2025.
- VIEIRA, R. Bocejar ao volante não é um bom indicador de sonolência. 2024. Disponível em: <https://fotanews.com.br>. Acesso em: 17 jun. 2025.

WIERWILLE, W. W. et al. Research on vehicle-based driver status/performance monitoring. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, v. 5, n. 4, p. 1–12, 1994.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. *Information and Control*, v. 8, n. 3, p. 338–353, 1965.

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a)
autor(a)

G635s Gonçalves da Silva, Wherbert.
SISTEMA INTELIGENTE DE PREVENÇÃO DE FADIGA
EM CONDUTORES DE VEÍCULOS NA MINERAÇÃO /
Wherbert Gonçalves da Silva. — 2026.
85 f. : il. color.

Orientador(a): Prof. Dr. Daniel da Conceição Pinheiro
Coorientador(a): Prof. Dr. Otávio Noura Teixeira
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará,
Núcleo de Desenvolvimento Amazônico em Engenharia,
Mestrado Profissional em Computação Aplicada, Tucuruí,
2026.

1. Detecção de Fadiga de Condutores. 2. Visão
Computacional. 3. Telemetria Veicular. 4. Lógica
Nebulosa. I. Título.

CDD 338.4762138195
