



**INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DO
AMAZONAS – CAMPUS DISTRITO INDUSTRIAL
ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO**

MINJAE LINS CHUNG

**USO DE VISÃO COMPUTACIONAL PARA DETECÇÃO DE QUEDAS EM TEMPO
REAL**

**MANAUS - AM
2025**

MINJAE LINS CHUNG

**USO DE VISÃO COMPUTACIONAL PARA DETECÇÃO DE QUEDAS EM TEMPO
REAL**

Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) apresentado ao Curso de Engenharia de Controle e Automação do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Amazonas – Campus Distrito Industrial (IFAM), como requisito para obtenção do grau de bacharel em Engenharia de Controle e Automação.

Orientador: Prof. Dr. Alyson de Jesus dos Santos

MANAUS - AM

2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

C559u Chung, Minjae Lins.
Uso de visão computacional para detecção de quedas em tempo real /
Minjae Lins Chung. — Manaus, 2025.
69f.: il. color.

Monografia (Graduação) — Instituto Federal de Educação, Ciência e
Tecnologia do Amazonas, *Campus* Manaus Distrito Industrial, Curso de
Engenharia de Controle e Automação, 2025.

Orientador: Prof.º Alyson de Jesus dos Santos, Dr.

1. Visão computacional. 2. NVIDIA Jetson. 3. Jetson Inference. 4.
Reconhecimento de pose. I. Santos, Alyson de Jesus dos. II. Instituto
Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Amazonas. III. Título.

CDD 629.89

Elaborada por Oziane Romualdo de Souza (CRB11/ nº 734)

ANEXO 7

ATA DE DEFESA PÚBLICA DO TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

Aos 07 dias do mês de Janeiro, de 2025, às 16:30h, o(a) discente Minjae Lins Chung apresentou o seu Trabalho de Conclusão de Curso para avaliação da Banca Examinadora constituída pelos seguintes integrantes: Prof(a). Dr. Alyson de Jesus dos Santos (docente-orientador), Prof(a). Msc. Marlos Andre Silva Rodrigues (Membro 1) e Prof(a). Msc. Ewerton Andrey Godinho Ribeiro (Membro 2). A sessão pública de defesa foi aberta pelo(a) presidente da banca, que apresentou a Banca Examinadora e deu continuidade aos trabalhos, fazendo uma breve referência ao TCC, que tem como título "Uso de Visão Computacional para Detecção de Quedas em Tempo Real". Na sequência, o(a) discente teve até 30 minutos para a comunicação oral de seu trabalho. Cada integrante da banca examinadora fez suas arguições após a defesa do mesmo. Ouvidas as explicações do(a) discente, a banca examinadora, reunida em caráter sigiloso, para proceder à avaliação final, deliberou e decidiu pela APROVAÇÃO com média final 9,0 (Nove)

do referido trabalho.

Foi dada ciência ao(à) discente que a versão final do trabalho deverá ser entregue até o dia 10/01/2025, com as devidas alterações sugeridas pela banca. Nada mais havendo a tratar, a sessão foi encerrada às 17h 30 min, sendo lavrada a presente ata, que, uma vez aprovada, foi assinada por todos os membros da Banca Examinadora e pelo(a) discente.

Prof.(a) Orientador(a)/Presidente: Alyson de Jesus dos Santos

Prof.(a) Avaliador 1: Marlos Rodrigues

Prof.(a) Avaliador 2: Ewerton Andrey Godinho Ribeiro

Discente: M. Chung

Dedico este trabalho ao meu grande amor, Valéria Renata Libório de Lima, por toda devoção e companheirismo durante esta etapa da minha vida.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à minha mãe, por todo apoio, abrigo e investimento feito em mim durante todos os meus anos formativos. Sou eternamente grato por seu amor ilimitado e por todo o empenho emocional e esforço financeiro envolvido na minha criação.

Agradeço ao meu grande amor e eterna companheira, Valéria Renata Libório de Lima, pela lealdade, dedicação, apoio e companheirismo incondicional. Não há nada nesta vida melhor do que receber o seu amor e em troca lhe amar na mesma proporção.

Agradeço imensamente às minhas gatas Maki, Sabrina e Beatrice, por todo conforto, alegria e amor por elas a mim dado durante meus anos de formação acadêmica e de trabalho.

Agradeço ao meu professor orientador Dr. Alysson de Jesus Santos por guiar o processo de idealização desta proposta e por todo apoio ofertado durante esta jornada.

Agradeço ao professor Me. Marlos André Silva Rodrigues pelo auxílio durante a impressão 3D dos componentes deste trabalho.

Agradeço ao professor Me. Benjamin Batista de Oliveira Neto e ao Polo de Inovação CTHM pela oportunidade de bolsa e pelas experiências adquiridas no projeto EMBRAPPII.

Agradeço extremamente aos professores do projeto ARANOÚÁ, no qual tive a oportunidade de participar como aluno de cursos FIC, pela importante contribuição dos conhecimentos suplementares cujo utilizo diariamente em minha vida profissional.

Por fim, agradeço ao Instituto Federal do Amazonas e todos seus professores pelo enorme prazer de ter sido aluno desta casa durante os últimos 5 anos.

“O pesadelo só começou.”
(Rogério Skylab)

RESUMO

O envelhecimento da população mundial traz consigo diversos desafios, tanto para a sociedade como um todo quanto à nível pessoal/familiar. Os familiares enfrentam o dilema entre proteger as pessoas idosas da família, sem prejudicar a autonomia e independência nessa fase vulnerável de suas vidas. Junto das mudanças físicas e psicologias envolvidas no processo natural do envelhecimento, acidentes domésticos tornam-se eventos comuns para a maioria da população idosa, principalmente quedas. Dessa forma, apresentou-se um sistema de detecção de quedas através da aplicação de reconhecimento de pose (poseNet) e de ação (actionNet), capaz de enviar alertas de forma automática para parentes ou cuidadores. Os resultados apresentados demonstraram uma acurácia de 82,5% no modelo proposto e com tempo quase instantâneo entre envio e recebimento dos alertas. Sendo assim, considera-se que o sistema demonstrou eficiência, cumprindo com os objetivos traçados e contribuindo como base para projetos futuros.

Palavras-chave: Visão Computacional; NVIDIA Jetson; Jetson Inference; queda; reconhecimento de pose; reconhecimento de ação.

ABSTRACT

The aging of the global population brings numerous challenges, both for society as a whole and on a personal/family level. Families face the dilemma of protecting elderly family members without compromising their autonomy and independence during this vulnerable phase of their lives. Along with the physical and psychological changes involved in the natural aging process, domestic accidents, particularly falls, become common events for most of the elderly population. In this context, a fall detection system was presented, employing pose recognition (poseNet) and action recognition (actionNet) technologies, capable of automatically sending alerts to relatives or caregivers. The results demonstrated an accuracy of 82.5% in the proposed model, with near-instantaneous time between alert delivery and receipt. Thus, the system proved to be efficient, meeting the outlined objectives and serving as a foundation for future projects.

Keywords: Computer Vision; NVIDIA Jetson; Jetson Inference; fall; pose recognition; action recognition.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Aparelhos eletrônicos (notebook, celular e relógio) utilizados no sistema de monitoramento da CuideMe.Care	15
Figura 2 - Níveis de abstração para representação de uma imagem.....	27
Figura 3 - Detecção de ação por meio da actionNet.....	30
Figura 4 - Aplicação poseNet para detecção.....	31
Figura 5 - Raspberry Pi 4 Model B, exemplo de um SBC.....	32
Figura 6 - Jetson Orin Nano.....	35
Figura 7 - Base do chassi.....	42
Figura 8 - Topo do chassi.....	42
Figura 9 - <i>Faceplate</i> do chassi.....	43
Figura 10 - Simulação I e II, respectivamente, da junção entre componentes e chassi.....	43
Figura 11 - Diagrama de Classe do sistema de alertas.....	44
Figura 12 - Configuração para acesso a apps menos seguros.....	45
Figura 13 - Biblioteca Requests.....	46
Figura 14 - Obtenção de ID de um grupo de conversas Telegram.....	47
Figura 15 - Software balenaEtcher.....	48
Figura 16 - Placa Jetson Nano 2GB.....	48
Figura 17 - Acesso à Jetson Nano 2GB via VNC.....	49
Figura 18 - Câmera Intelbras iM4 C.....	50
Figura 19 - Aplicação de um exemplo do poseNet utilizando vídeo em tempo real da câmera Intelbras iM4 C.....	51
Figura 20 - Marcação de pontos-chave para detecção de pose.....	54
Figura 21 - Vista frontal do chassi.....	58
Figura 22 - Disposição interna do chassi.....	60
Figura 23 - Escudo de I/O do chassi.....	60
Figura 24 - Detecção de ação mal sucedida.....	62
Figura 25 - Detecção de queda bem sucedida.....	63
Figura 26 - Mensagem de alerta em e-mail.....	64
Figura 27 - Mensagem de alerta no Telegram.....	64
Figura 28 - Matriz de Confusão.....	65

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Distribuição dos dados relativos ao local e mecanismo de queda, em ILPI, entre março/2011 a fevereiro/2012.	22
Tabela 2 - Modelos pré-treinados da Jetson Inference para reconhecimento de ações.....	30
Tabela 3 - Modelos pré-treinados da Jetson Inference para estimação de pose.....	32
Tabela 4 - Avaliação de sistema de ponta a ponta em múltiplos dispositivos Jetson..	36
Tabela 5 - Especificações da Placa Jetson Nano 2GB.....	47
Tabela 6 - Especificações da câmera Intelbras iM4 C.....	50
Tabela 7 - Elementos da Matriz de Confusão.....	65

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Dados referentes à população agrupada por faixa etária.	14
Gráfico 2 - Dados referentes à taxa de fertilidade global e projeções futuras.....	15
Gráfico 3 - Comparação de temperatura da CPU da Jetson Nano 2GB com e sem uso do chassi.....	61
Gráfico 4 - Comparação de temperatura da GPU da Jetson Nano 2GB com e sem uso do chassi.....	61

LISTA DE FLUXOGRAMAS

Fluxograma 1 - Sequência das etapas da metodologia	39
Fluxograma 2 - Processo de tomada de decisão para detecção de queda por meio do reconhecimento de ação.....	52
Fluxograma 3 - Processo de tomada de decisão para detecção de queda por meio do reconhecimento de pose.....	54
Fluxograma 4 - Processo de tomada de decisão para detecção e alerta de queda por meio da proposta multimodal.....	55
Fluxograma 5 - Processo de tomada de decisão para detecção e alerta de queda por meio apenas da proposta de reconhecimento de pose.....	62

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

SBC	Single Board Computer
API	Application Programming Interface
CCTV	Closed-Circuit Television
DL	Deep Learning
ML	Machine Learning
GPU	Graphics Processing Unit
RNN	Recurrent Neural Network
CPU	Central Processing Unit
RAM	RANDOM ACCESS MEMORY
DNN	Deep Neural Network
IA	Inteligência Artificial
AR/VR	Augmented Reality/Virtual Reality
USD	United States Dollar
VNC	Virtual Network Computing
IoT	Internet of Things
CUDA	Compute Unified Device Architecture
TOPS	Tera Operations Per Second
FPS	Frames Per Second
SMTP	Simple Mail Transfer Protocol
HTTP	Hypertext Transfer Protocol
RTSP	Real-Time Streaming Protocol

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
2	OBJETIVOS	18
2.1	OBJETIVO GERAL	18
2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	18
2.3	JUSTIFICATIVA.....	19
2.4	ESTRUTURA DO TRABALHO	19
3	REFERÊNCIAL TEÓRICO	21
3.1	AUMENTO DA POPULAÇÃO IDOSA E SEUS RESPECTIVOS DESAFIOS.....	21
3.1.1	População idosa e acidentes domésticos	22
3.1.2	Monitoramento do bem-estar e saúde de idosos	24
3.2	VISÃO COMPUTACIONAL.....	25
3.2.1	Machine Learning (ML)	26
3.2.2	Deep Learning (DL)	27
3.2.3	TensorRT	28
3.3	JETSON INFERENCE	29
3.3.1	actionNet	30
3.3.2	poseNet	31
3.4	COMPUTADOR DE PLACA ÚNICA	32
3.4.1	Família Jetson	35
4	TRABALHOS CORRELATOS	37
4.1	MONITORAMENTO DE EPISÓDIOS DE QUEDAS EM INSTITUIÇÃO PARA IDOSOS	37
4.2	FALL DETECTION BASED ON KEY POINTS OF HUMAN-SKELETON USING OPENPOSE	38
5	METODOLOGIA	40
5.1	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	40
5.2	ATIVIDADE COMPLEMENTAR: MODELAGEM DO CHASSI	41
5.3	CRIAÇÃO DO SISTEMA DE ALERTA.....	44
5.3.1	Alerta por E-mail	44
5.3.2	Alerta por Telegram	46

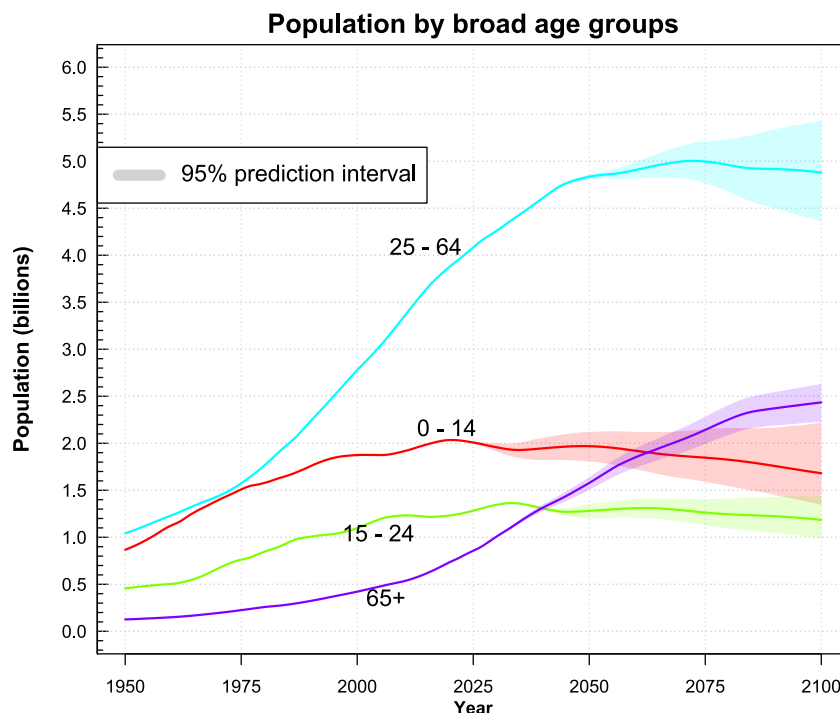
5.4	CONFIGURAÇÃO DA PLACA JETSON NANO 2GB	47
5.5	CAPTURE DE IMAGENS	49
5.6	RECONHECIMENTO DE AÇÃO	51
5.7	RECONHECIMENTO DE POSE.....	53
5.8	APLICAÇÃO MULTIMODAL	55
5.9	MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO	56
6	RESULTADOS	57
6.1	ATIVIDADE COMPLEMENTAR: CHASSI.....	57
6.2	RECONHECIMENTO DE AÇÃO	60
6.3	RECONHECIMENTO DE POSE.....	62
6.4	SISTEMA DE ALERTA	64
6.5	MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO	65
7	CONCLUSÕES.....	67
8	TRABALHOS FUTUROS	68
	REFERÊNCIAS.....	69

1 INTRODUÇÃO

De acordo com o Censo Demográfico de 2022 realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a população de pessoas idosas em território brasileiro apresenta-se 56% maior em comparação ao último censo realizado em 2010. A melhoria na qualidade de vida, juntamente com os avanços científicos, tecnológicos e na medicina, proporcionam uma sociedade aonde pessoas estão vivendo cada vez mais e, devido a isso, não somente no Brasil, mas em vários países, está ocorrendo o envelhecimento da população.

O envelhecimento populacional não é um problema exclusivamente brasileiro, trata-se de um desafio global, que se revela como um dos fenômenos demográficos mais significativos do século XXI, com profundas implicações sociais, econômicas e de saúde pública. Dados das Nações Unidas (Gráfico 1), aponta que, até 2050, o número de pessoas com 65 anos ou mais deverá atingir 1,5 bilhões globalmente, aproximadamente o triplo em relação aos dados de 2000.

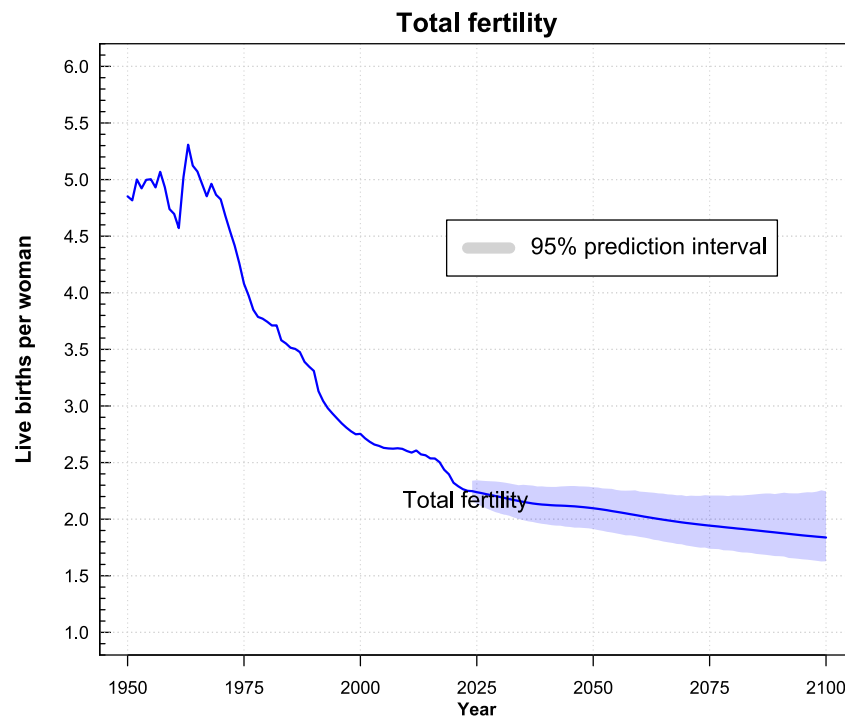
Gráfico 1 – Dados referentes à população agrupada por faixa etária.



Fonte: United Nations, Popular Division, 2024. Tradução livre: População por grupo de idades (título), População (bilhões) (eixo y), Ano (eixo x) e Intervalo de previsão de 95% (Legenda interna).

Nesse mesmo contexto, as Nações Unidas (2024) revelam que a taxa de fertilidade global está em um ritmo de declínio gradual, com projeções indicando que atingirá cerca de 2,1 filhos por mulher até o ano de 2050. Comparativamente, isso representa uma redução de 0,4 em relação às informações registradas no início do século XXI, quando a média era de 2,5 filhos por mulher (Gráfico 2). Esta tendência varia significativamente entre países desenvolvidos e em desenvolvimento, reforçando a complexidade do fenômeno.

Gráfico 2 – Dados referentes à taxa de fertilidade global e projeções futuras.



Fonte: United Nations, Popular Division, 2024. Tradução livre: Fertilidade total (título), Nascimentos vivos por mulher (eixo y), Ano (eixo x) e Intervalo de previsão de 95% (Legenda interna).

O processo de envelhecimento de um indivíduo engloba várias mudanças, sendo elas, morfológicas, funcionais, bioquímicas e o surgimento de enfermidades e doenças crônicas. Esses fatores contribuem para o aumento da vulnerabilidade da pessoa idosa, cujo corpo encontra dificuldades para desempenhar atividades rotineiras e propenso a situações de perigo, como acidentes domésticos. (Negri et al., 2004; Ramos et al., 2022; Santos et al., 2016).

Atualmente, no Brasil, 11,8 milhões de brasileiros moram sozinhos, dessa parcela, 41,8% são idosos, representando 4,93 milhões de brasileiros. Essa situação de residência, resulta do desejo de manter a liberdade e independência por parte dos idosos e pela mudança de morada dos filhos, seja por trabalho, estudo ou pela constituição de família. Muitos familiares são direcionados a recorrerem à métodos de monitoramento de idosos para fins de segurança e verificação de suas qualidades de vida. Algumas empresas já apresentam soluções como sistemas de vigilâncias ou aparelhos tecnológicos, como relógios, botões de pânico ou dispositivos vestíveis, contendo aplicativos e funcionalidades para lidar com emergências (ADT, 2023; CuideMe.Care, 2024; Intelbras, 2022; Vicieli, 2023).

Figura 1 – Aparelhos eletrônicos (notebook, celular e relógio) utilizados no sistema de monitoramento da CuideMe.Care.



Fonte: cuideme.care, 2024.

No entanto, existem desvantagens significativas nos métodos oferecidos pelas soluções de mercado, que podem limitar sua eficácia em cenários práticos. Um dos principais fatores seria a constante necessidade de o idoso ou usuário portar algum dispositivo inteligente (relógios, celulares, dentre outros) para que seja possível aferir a telemetria ou acompanhar sua saúde de forma contínua. Ademais, tais equipamentos eletrônicos feitos para monitoramento de saúde dependem da competência do usuário para o manejo destas interfaces eletrônicas, fato que pode gerar desconforto ou resistência entre idosos, que não estão habituados a utilizar tecnologias avançadas, sejam por motivos cognitivos, físicos, sociais ou culturais (Santana et al., 2014).

Considerando estas razões, considera-se problemática a interação do usuário com esses dispositivos para solicitar socorro em situações de emergência, em que ele pode estar incapacitado, confuso ou sem acesso imediato ao aparelho. Além disso, muitas dessas interfaces apresentam uma complexidade de multitarefas, dificultando ainda mais a utilização por parte dessa parcela da população. Esses fatores evidenciam a necessidade de aprimorar as soluções existentes, desenvolvendo tecnologias mais intuitivas, discretas e que exijam menos intervenção direta dos usuários para garantir segurança e assistência eficaz (Santana et al., 2014)

Neste cenário, a aplicação da visão computacional em sistemas de monitoramento já se demonstra uma possibilidade vantajosa, devido às propriedades da visão computacional em simular a visão humana para máquinas de forma autônoma, através da extração de informações das imagens capturadas, torna-se possível determinar padrões e realizar a leitura desses dados sem a necessidade da portabilidade contínua de dispositivos terceiros no corpo do usuário.

Ou seja, aplicando-se a visão computacional no reconhecimento de padrões de posições que indicam um acidente doméstico de queda ocorrido ao idoso e, a partir deste reconhecimento, realizar o envio automático de uma mensagem de emergência, e-mail ou mensagem instantânea para o parente ou cuidador imediato, possibilita uma realização rápida dos primeiros socorros de forma privada e sem intervenção do usuário.

2 OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GERAL

Aplicar técnicas de visão computacional com o objetivo de identificar ocorrências de acidentes domésticos envolvendo idosos. O sistema deverá ser capaz de reconhecer, de forma precisa e autônoma, padrões visuais e comportamentais incomuns que resultem em quedas. Além disso, o sistema será projetado para realizar o envio automático de mensagens instantâneas e notificações via e-mail com o intuito de alertar os familiares ou cuidadores.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- **Utilizar de um SBC para aplicação do sistema:** construir o sistema proposto utilizando um SBC da família NVIDIA Jetson, especificamente, Jetson Nano 2GB, assim como empregar bibliotecas computacionais otimizadas para tal plataforma;
- **Criar sistema de alertas:** desenvolver um sistema de envio de mensagens por e-mail e Telegram, utilizando a linguagem Python e sua biblioteca nativa smtplib para o primeiro e a biblioteca externa requests e a API pública do Telegram para o segundo. Este serviço será embarcado na plataforma Jetson Nano 2GB e atuará em conjunto com o sistema de visão computacional;
- **Coletar dados:** realizar captura de imagens em tempo real por meio de câmeras CCTV conectadas na mesma rede que a plataforma Jetson Nano 2GB;
- **Aplicar modelos de Deep Learning:** utilizar da biblioteca jetson-inference e dos modelos pré-treinados de actionNet para reconhecimento de ações, e do poseNet, para estimação dos pontos-chave da topologia do esqueleto do corpo humano. A estimativa do posicionamento do corpo do idoso, tal como a ação performada atualmente, será considerada para análise de seu estado atual;

- **Validar os resultados obtidos:** apurar a acurácia e eficiência dos modelos empregados na plataforma Jetson Nano 2GB para detecção de ação e pose, assim como o funcionamento do serviço de alertas quando uma emergência é detectada.

2.3 JUSTIFICATIVA

A aplicação de técnicas de reconhecimento visual aliada à um serviço de alerta para os cuidadores imediatos ou parentes mais próximos promoveria a segurança do idoso sem remover sua autonomia e privacidade. Conquanto, mesmo com a falta de supervisão humana, a automação do monitoramento por este sistema ofereceria uma solução eficaz em situações emergenciais. Além disso, pela perspectiva acadêmica, este trabalho representa um ponto de partida para abordagens futuras e mais complexas acerca de especificidades técnicas e viabilidade econômica de reprodução.

2.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

No tópico 3, tem-se a fundamentação teórica, construída a partir de artigos, livros, monografias, teses e dissertações acerca da temática dessa monografia, abordando-se assuntos relacionados ao problema apresentado inicialmente, sendo esses, “Aumento da População Idosa e seus Respetivos Desafios” e “Monitoramento à Distância” e, em seguida, disserta-se sobre os conceitos envolvidos na metodologia utilizada para o desenvolvimento do sistema neste trabalho, tais como “Visão Computacional” e “Computador de Placa Única”.

No tópico 4, apresenta-se os trabalhos correlatos utilizados como referência devido às suas aplicações envolvendo *Machine Learning*, *Deep Learning* e Visão Computacional em plataformas SBCs. No tópico 5, relata-se a metodologia, descrevendo-se de forma detalhada as etapas envolvidas na criação do sistema de alertas, assim como a captura das imagens em tempo real e seu processamento por meio de 2 modelos de DL selecionados, nomeadamente, PoseNet e ActionNet. No tópico 6 é apresentado os resultados do sistema a partir dos modelos de DL

escolhidos e, por fim, no tópico 7, realizamos conclusões à cerca dos aprendizados e contribuições desta monografia.

3 REFERÊNCIAL TEÓRICO

Neste capítulo, são abordados conceitos essenciais para uma compreensão aprofundada deste trabalho de conclusão de curso, cujo os tópicos principais são: O Aumento da População Idosa e Seus Respectivos Desafios, Visão Computacional, Jetson Inference e Computadores de Placa Única.

3.1 AUMENTO DA POPULAÇÃO IDOSA E SEUS RESPECTIVOS DESAFIOS

De acordo com a redação da Lei nº14.423 de 2022, pessoas com idade igual ou superior a 60 anos da idade são consideradas idosas. Segundo Escorsim (2021), o aumento dessa faixa da população brasileira apresenta dois grandes debates, sendo estes, os avanços tecnológicos que permitem o aumento da longevidade das pessoas idosas na atualidade e a ideia de que o processo de envelhecimento ocorre de forma desigual de acordo com a classe socioeconômica na qual aquele idoso pertence, respectivamente.

No Brasil, a marca dos 30 milhões de idosos já foi alcançada em 2017, segundo o IBGE, sendo distribuída em torno de 16,9 milhões de mulheres idosas (56% do total da população de idosos) e 13,3 milhões de homens idosos (44% do total da população de idosos). Nessa mesma pesquisa, estima-se que em 2025, o Brasil será o 6º país no pódio de países com as maiores populações idosas do mundo. O aumento da longevidade deve-se a diversos fatores, como melhorias nas últimas décadas nos sistemas de saneamento básico e saúde pública. Além disso, considera-se um fator importante, a incrementação de políticas públicas, como benefícios e auxílios (Escorsim, 2021).

Com o envelhecimento da população, surgem diferentes demandas de acordo com a classe socioeconômica a qual o indivíduo pertence, manifestar-se assim, a necessidade da adoção de políticas públicas para auxiliar esses idosos nessa etapa vulnerável da vida, auxiliando e estimulando o envelhecimento saudável, autonomia e prevenção de doenças. Destaca-se, inclusive, que o aumento de número de idosos brasileiros está inversamente proporcional a obtenção de qualidade de vida pelas

peças idosas, devido aos vários aspectos negativos provenientes só processo de envelhecimento (Sousa et al., 2020; Sousa et al., 2021).

3.1.1 População idosa e acidentes domésticos

Conceitua-se acidente como um evento inesperado e indesejado, provocado por fatores externos, que pode resultar em impactos físicos e psicológicos para a vítima. A classificação dos diferentes tipos de acidentes se dá pelo ambiente onde ocorrem, ou seja, acidentes sucedidos na residência ou em seus arredores são denominados acidentes domésticos. Em função das diferentes mudanças no indivíduo decorrentes do processo de envelhecimento, tal como precariedade da condição física e psicológica, os acidentes domiciliares tornam-se eventos comuns para a maioria da população idosa (Lange, 2005; Melo et al., 2014).

Diversos são os acidentes domésticos, dentre eles, os mais corriqueiros são as quedas, queimaduras, intoxicação com produtos químicos e ferimentos derivados do manuseio de objetos cortantes, como facas, estiletes, dentre outros. No meio das causas listadas, o acidente doméstico mais comum entre a população idosa são as quedas. Pesquisadores realizaram um levantamento de dados (Tabela 1) durante um ano em uma instituição de longa permanência de idosos na região de Lisboa e Vale do Tejo e, através das informações obtidas, revelou-se que 40,9% dos residentes idosos já sofreram pelo menos uma queda, ocorrendo principalmente à noite (41,8%) e nos cômodos do quarto, sala de estar e banheiro, representando 49,6%, 21,1% e 15,4% das ocorrências, respectivamente. Majoritariamente, as quedas se sucedem de forma desconhecida, com a ausência de fatores externos e durante, principalmente, a realização de atos rotineiros, como levantar da cama ou de uma cadeira (Baixinho & Dixe, 2012; Santos et al., 2016).

Tabela 1 - Distribuição dos dados relativos ao local e mecanismo de queda, em ILPI, entre março/2011 a fevereiro/2012.

Local da Queda	Nº	%
Quarto	61	49,6
Sala	8	6,5
Banheiro	19	15,4
Corredor	2	1,6

Escadas	0	0,0
Elevador	1	0,8
Sala de estar	26	21,1
Rua	3	2,5
Não assinalado	3	2,5
Escorregar enquanto caminha	20	16,3
Mecanismo da Queda		
Transferência cadeira-cama	4	3,3
Levantar da cama	45	36,6
Levantar da cadeira	11	7,3
Levantar do sanitário	9	7,6
Escorregar no banheiro	8	6,5
Sentar na cadeira de rodas	1	0,8
Outros	1	0,8
Desconhecida	24	19,5

Fonte: Baixinho & Dixe, 2012 (Adaptado).

Considerando o gênero dessa população idosa e acidentes domésticos, existe uma predominância do feminino nas quedas. No estudo de Baixinho & Dixe (2012), as idosas representam até 71,5% das quedas ocorridas, em comparação aos idosos, que correspondem à 28,5%. Em outra pesquisa, feita por Santos e colaboradores em 2016, 67,6% das ocorrências foram experimentados por idosas. Uma das hipóteses dessa tendência nos dados é a perda maior de massa óssea devido à diminuição do estrógeno a partir dos 40 anos de idade, tornando-as mais “frágeis” fisicamente e propensas às doenças como osteoporose e artrose. Outra suposição considerada seria a maior quantidade de tarefas domésticas exercidas por essas mulheres em idade avançada, ou seja, a quantidade de atividades físicas eleva o risco de queda, dentre outros acidentes domésticos. Além disso, as mulheres aposentam-se mais cedo que os homens, fator que pode influenciar nos dados de acidentes domésticos registrados (Baixinho & Dixe, 2012; Santos et al., 2016; Lange, 2005).

Observando o fator da idade, estudos apresentam que a média da idade dos idosos envolvidos em quedas é de 82,7 anos. Na pesquisa divulgada por Ferreira e Yoshitome em 2010, a taxa de quedas é de 51% na faixa de idosos acima de 85 anos, 32% entre os 65 e 74 anos e de 34% entre os 75 e 84 anos. Nota-se um índice de recorrência do acidente doméstico, atestando que 80% dos idosos com idade igual ou

superior aos 80 anos caem pelo menos uma vez ao ano (Baixinho & Dixe, 2012; Ferreira & Yoshitome, 2010).

Apesar da seriedade dos acidentes domésticos envolvendo idosos e as consequências desses acontecimentos, destaca-se que as medidas de segurança implementadas nesses domicílios, sobretudo transcorrem após o incidente ter se realizado. Aponta-se que 81,3% das situações não há menções de medidas de prevenção, como grades de segurança ou corrimão de apoio em pontos estratégicos, como o banheiro (Baixinho & Dixe, 2012; Marinho et al., 2020).

Infelizmente, mesmo com as medidas de segurança no ambiente domiciliar e a presença de cuidadores ou enfermeiros, a possibilidade de o idoso acidentarse em casa ainda existe. Uma caminhada do quarto para a sala de estar pode resultar em um tropeço, ocasionando em uma queda e, conseqüentemente, em lesões como fraturas ou ossos quebrados. Investigações apontam que 19% das quedas acabam em fraturas graves, além de 40% sucederem-se em internações e 35% em óbitos do idosos. Essas lesões levam à diminuição da qualidade de vida do idoso, aumentando sua dependência em tarefas rotineiras e exigindo auxílio e investimento extra dos familiares e cuidadores responsáveis (Lange, 2005; Melo et al., 2014; Marinho et al., 2020).

3.1.2 Monitoramento do bem-estar e saúde de idosos

Atualmente, com o avanço da tecnologia, diferentes métodos de monitoramento para avaliar o bem-estar e saúde de pessoas idosas estão cada vez mais avançados e oferecendo diferentes opções, garantindo a autonomia dos idosos e, ao mesmo tempo, possibilitando a segurança desse grupo de risco que, infelizmente, devido às complicações físicas e mentais associadas ao processo de envelhecimento, necessitam de assistência nesses momentos vulneráveis. A demanda pelo acompanhamento dos sinais vitais através de dispositivos, como relógios, pulseiras e celulares (aplicativos para detecção dessas informações) e monitoramento do ambiente através de câmeras para detecção de ocorrências, como acidentes domésticos, são as demandas mais comuns pelos responsáveis por esses idosos (Thamay & Morais, 2018).

Cunha et al. (2018) através do uso de sensores e atuadores desenvolveram um protótipo de software para smartphones Android capaz de obter informações acerca da pressão arterial, batimentos cardíacos, temperatura corporal e registro de atividades físicas. Dessa forma, os cuidadores acessam as informações e recebem relatórios do estado físico do idosos, dentre outras operações, como alerta em caso de ocorrências domésticas comuns, como as quedas. Enquanto isso, Mano et al. (2016) elaborou um sistema chamado *Health Smart Home*, sendo esse, composto por sensores acelerômetros e giroscópios, instalados nos cômodos mais utilizados de uma residência (quarto, sala de estar e cozinha), para realizar coleta de informações acerca do ambiente. Conseqüentemente, um dispositivo móvel portado pelo responsável ou profissional de saúde em comando recebe um alerta em seu relógio ou smartphone se as condições do ambiente não estiverem como deveriam.

Além desses sistemas, aplicativos também são empregados para auxiliar pessoas idosas em situações cotidianas, como no gerenciamento de medicamentos. Aplicativos como *Medisafe*, *Caixa de Remédios* e *mElderly*, são capazes de notificar o usuário para tomar a medicação nos dias e horários estipulados, assim como de lembrar o usuário de renovar o receituário dos remédios consumidos. Outros aplicativos são proporcionados para o pedido de auxílio e aviso em caso de acidentes, como *Elderly Help* e *Mobil SOS-Be Safe*, que possibilitam que o idoso entre em contato através de “botões SOS” (Souza & Silva, 2016).

3.2 VISÃO COMPUTACIONAL

A visão computacional é formada a partir da ideia de simulação da visão humana, ou seja, a partir de informações extraídas do ambiente por câmeras, sensores, scanners e outros dispositivos, essas imagens são analisadas pela máquina, gerando uma interpretação desse conteúdo. As funções mais comuns apresentadas pela visão computacional, são a aquisição de imagem, pré-processamento, extração de características, detecção e segmentação, processamento de alto nível. (Milano, Honorato, 2010; Maregoni, Stringhini, 2009).

Dessa forma, o reconhecimento de padrões é uma das principais funções da visão computacional, dado que está relacionado diretamente ao reconhecimento de

objetos presentes nas imagens obtidas. Os processos de identificação são realizados através da junção de duas técnicas importantes: o reconhecimento estrutural, ou seja, as características gerais daquele objeto (dimensões, textura, cor, forma, dentre outros) e a técnica de reconhecimento atrelada à teoria de decisão, onde as características daquele objeto são descritas por propriedade quantitativas e decide-se se o objeto possui ou não estes atributos. Observa-se que é difícil encontrar técnicas estruturais de reconhecimento, dado que elas dependerão da estrutura específica de cada objeto (Maregoni, Stringhini, 2009).

3.2.1 Machine Learning (ML)

De acordo com Tom M. Mitchell, conceitua-se *Machine Learning*, em português “Aprendizado de Máquina”, como o aperfeiçoamento de qualquer programa de computador através da resolução de tarefas. Segundo o autor, um programa de computador obtém experiência “E” em uma tarefa específica intitulada “T” e, dessa forma, realiza uma performance “P”, no fim, a performance “P” desse programa de computador nessas tarefas “T” tende a melhorar a partir da experiência “E”. Em outros termos, esta máquina está se perfeiçãoando na atribuição que lhe foi dada e obtendo conhecimento baseando-se nesses ensaios anteriores (Mitchell, 1997; Reus, 2012).

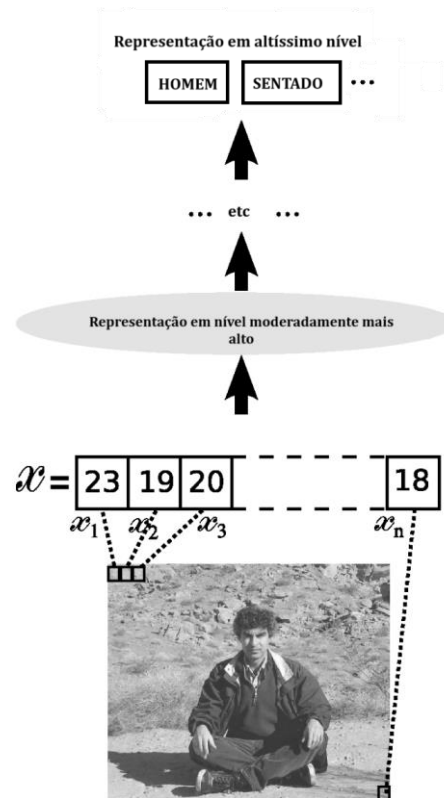
No processo de *Machine Learning* existem diferentes métodos de aprendizagem, sendo estes: supervisionado, não-supervisionado e o por reforço. No método supervisionado, o modelo possui seus dados previamente rotulados, isto é, a prática consiste na comparação entre os resultados obtidos e os resultados esperados de acordo com a classificação. Paralelamente, no método não-supervisionado, o modelo não possui dados previamente identificados, portanto, o algoritmo não possui informações sobre os resultados “corretos” ou esperados. Essa falta de conhecimento acerca dos dados de saída, permite que o algoritmo explore diferentes padrões e apresente tipos não considerados anteriormente. E, por último, no método de aprendizagem por reforço, a tomada de decisões realizada pelo programa de computador é realizada com base em experiências passadas e busca ser recompensado pelas escolhas corretas realizadas e passa por penalidades ao selecionar as opções incorretas (Paixão et al., 2022; Pedroso, 2024).

3.2.2 Deep Learning (DL)

O Aprendizado Profundo, do inglês “*Deep Learning*”, é uma subárea do Aprendizado de Máquina que utiliza de redes neurais artificiais profundas, inspiradas no funcionamento do cérebro humano, para processar e interpretar grandes volumes de dados complexos. Segundo Goodfellow et al., (2014), os sucessos mais marcantes no DL envolvem modelos discriminativos, geralmente mapeando uma entrada sensorial rica e de alta dimensão para um rótulo de classe.

Os métodos de aprendizado profundo têm como objetivo aprender hierarquias de características, com características de níveis mais altos da hierarquia formada pela composição de características de níveis mais baixos. O aprendizado automático de recursos em vários níveis de abstração permite que um sistema aprenda funções complexas mapeando a entrada para a saída diretamente, sem a dependência de recursos criados por humanos (Bengio, 2009).

Figura 2 – Níveis de abstração para representação de uma imagem.



Fonte: Bengio, 2009 (Adaptado)

Tal metodologia é especialmente importante para abstrações de níveis mais elevados, as quais os seres humanos frequentemente não sabem como definir de maneira explícita pelo fato de se basearem em entradas sensoriais brutas. A necessidade de aprender automaticamente atributos extensos é crucial, uma vez que o volume de dados e a pluralidade de aplicações dos métodos de Aprendizado de Máquina sofisticam-se progressivamente (Bengio, 2009).

3.2.3 TensorRT

O TensorRT é um ecossistema de APIs da NVIDIA, projetado para otimizar e acelerar a inferência de modelos de Aprendizado Profundo em suas GPUs. Zhou e Yang (2022) descrevem o processo de otimização do TensorRT pela composição de seis etapas, com o objetivo de reduzir a latência de processamento e melhorar o desempenho dos modelos de DP. Essas etapas são:

- **Calibração de precisão de pesos e ativações:** visa otimizar o desempenho através da quantização do modelo para inteiros de 8 bits, preservando o mesmo nível de precisão, o que resulta em uma maximização da taxa de transferência.
- **Fusão de camadas e tensores:** busca a otimização do uso da memória da GPU e da largura de banda por meio da fusão de nós em um kernel, de forma vertical ou horizontal (ou ambas), o que reduz a sobrecarga e o custo associado à leitura e gravação dos dados dos tensores em cada camada.
- **Auto-tuning de kernels:** oferece uma otimização específica para cada kernel, selecionando as melhores camadas, algoritmos e o tamanho de lote ideal, levando em consideração a plataforma de GPU alvo.
- **Memória dinâmica de tensores:** aprimora a reutilização de memória alocando recursos para o tensor (núcleo da GPU) exclusivamente durante o período de seu uso, o que contribui para a redução do consumo de memória e minimiza a sobrecarga de alocação, garantindo uma execução mais eficiente.
- **Execução em múltiplos fluxos:** permite o processamento paralelo de múltiplos fluxos de entrada, aumentando a eficiência na execução de modelos.

- **Fusão temporal:** aprimora o desempenho de redes neurais recorrentes (RNN) ao longo dos passos de tempo, utilizando kernels gerados dinamicamente, o que resulta em uma maior eficiência no processamento sequencial.

A facilidade de aceitar uma gama de modelos de Aprendizado Profundo faz com que o TensorRT seja empregável em diversas aplicações para IA, tais qual: visão computacional, reconhecimento automático de fala, compreensão de linguagem natural, conversão de texto em fala e sistemas de recomendação (Zhou et al., 2022).

Em projetos que utilizem primariamente de recursos da NVIDIA, o TensorRT é uma das melhores opções para modelos em tempo real, sendo capaz de superar outras bibliotecas de *Deep Learning* em termos de latência e eficiência em tarefas como reconhecimento de imagens e processamento de linguagem natural.

3.3 JETSON INFERENCE

A Jetson Inference é uma biblioteca desenvolvida pela NVIDIA, disponibilizada de forma gratuita e pertencente a iniciativa “*Hello AI World*”, em português “Olá Mundo da IA”. Essa biblioteca disponibiliza modelos pré-treinados e otimizados com o TensorRT, projetados para sinergizar com os recursos da plataforma NVIDIA Jetson. Além disso, é compatível com as linguagens Python e C++ (Franklin, 2024). Entre as principais funcionalidades da Jetson Inference estão as primitivas de visão DNN otimizadas, que incluem:

- imageNet para classificação de imagens;
- detectNet para detecção de objetos;
- segNet para segmentação semântica;
- poseNet para estimativa de poses;
- actionNet para reconhecimento de ações.

3.3.1 actionNet

O actionNet é uma classe parte da biblioteca Jetson Inference e tem como promessa o reconhecimento e classificação de ações, atividades, comportamento ou gestos que ocorrem ao longo de uma sequência de quadros de vídeo. O objeto actionNet recebe um quadro de vídeo por vez, armazena-o como entrada para o modelo de DNN e retorna a classe de maior confiança.

Figura 3 – Detecção de ação por meio da actionNet.



Fonte: Franklin, 2024.

Os modelos padrões utilizados pela actionNet são expostos pela Tabela 2. Estes foram treinados com base em modelos pré-existentes, nomeadamente, *Kinectis 700*, um modelo formalizado por um conjunto de dados curatelados e que cobre uma diversa gama de ações humanas, e o *Moments in Time*, composto por uma coleção de um milhão de vídeos curtos, cada um com um rótulo correspondente a um evento que decorre ao longo de 3 segundos (Carreira et al., 2022; Monfort et al., 2019).

Tabela 2 – Modelos pré-treinados da Jetson Inference para reconhecimento de ações.

Modelo	Argumento CLI	Nº de Classes
Action-ResNet18-Kinetics	resnet18	1040
Action-ResNet34-Kinetics	resnet34	1040

Fonte: Franklin, 2024 (Adaptado).

3.3.2 poseNet

O poseNet é uma classe da biblioteca Jetson Inference projetada para realizar estimativas de pose ao localizar diversas partes do corpo (pontos-chave) que formam uma topologia esquelética (elos).

A estimativa de pose possui diversas aplicações, como reconhecimento de gestos, AR/VR (realidade aumentada/virtual), interfaces homem/máquina (HMI) e correção de postura/movimento.

O objeto poseNet recebe uma imagem como entrada e gera uma lista de poses detectadas. Cada pose inclui uma lista de pontos-chave identificados, juntamente com suas localizações e os elos entre esses pontos-chave, como evidenciado pela figura 4 (Franklin, 2024).

Figura 4 – Aplicação poseNet para detecção.



Fonte: Franklin, 2024.

Os modelos pré-treinados empregados no poseNet oferecem estimativa de pose do corpo humano inteiro ou somente das mãos, sendo capazes de detectar várias pessoas/mãos por quadro. A Tabela 3 apresenta um comparativo dos modelos padrões utilizados pela poseNet.

Tabela 3 – Modelos pré-treinados da Jetson Inference para estimação de pose.

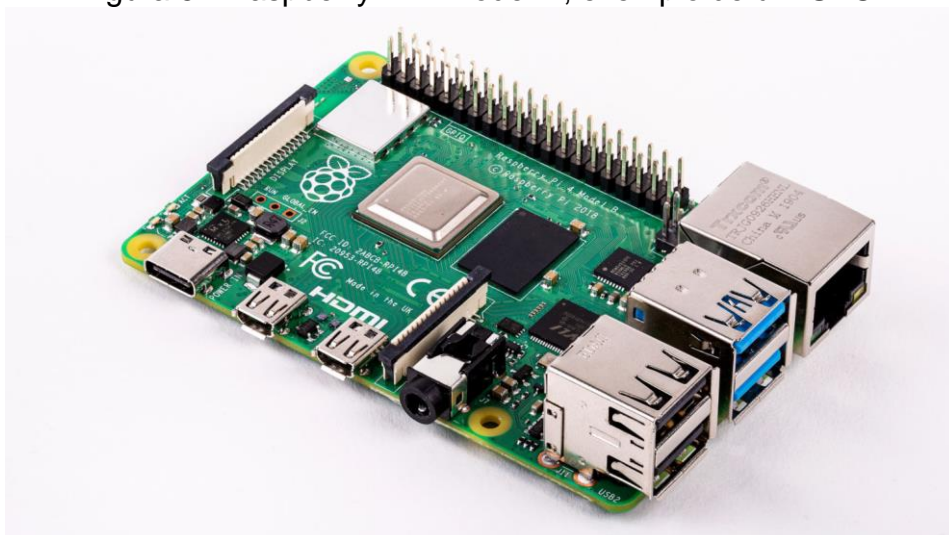
Modelo	Argumento CLI	Nº de Pontos-Chave	Objeto de Análise
Pose-ResNet18-Body	resnet18-body	18	Corpo inteiro
Pose-ResNet18-Hand	resnet18-hand	21	Mãos
Pose-DenseNet121-Body	densenet121-body	18	Corpo inteiro

Fonte: Franklin, 2024 (Adaptado).

3.4 COMPUTADOR DE PLACA ÚNICA

Os *Single - Board Computers* (SBCs) são computadores de placa única, que possuem baixo custo, consumo de energia reduzido e tamanho exíguo. Esses sistemas computacionais possuem em um único pacote, peças e componentes essenciais para seu funcionamento, como memória principal, CPU, placa de rede, interfaces de entrada e saída e, em alguns casos, unidade de processamento gráfico (GPU) dedicado (Costa Neto et al., 2021).

Figura 5 - Raspberry Pi 4 Model B, exemplo de um SBC.



Fonte: meibit.com, 2024.

Nesta conjuntura, esses sistemas são capazes de oferecer performance formidável para atender diversas demandas e campos distintos da ciência, por exemplo, no campo da visão computacional, como demonstrado no estudo de Shiddieqy e colaboradores em 2017, que obteve sucesso na aplicação de um SBC para criação de uma rede neural convolucional profunda implementada com plataforma Raspberry Pi com TensorFlow. Diante dessas informações, segue algumas características dos SBCs:

- **Baixo custo:** em comparação à sistemas tradicionais, SBCs podem chegar a custar uma fração de seu preço. Na cotação de novembro de 2024, uma placa de desenvolvimento Jetson Xavier pode ser adquirida nos Estados Unidos pela *Amazon* dos Estados Unidos da América, por 199 USD em comparação à um computador de mesa HP ProDesk 400, encontrado por 958 USD na mesma plataforma de **e-commerce**;
- **Integração completa:** todos os componentes e peças essenciais para o funcionamento de um computador estão presentes na placa de circuito impresso do SBC, não sendo necessários componentes externos para seu funcionamento principal. Observa-se que componentes externos, como: monitor, armazenamento, mouse e teclado ainda são necessários para a interação direta com o dispositivo;
- **Desempenho:** no contexto de aplicações envolvendo Machine Learning, SBCs, como Jetson Nano, Coral Dev e Raspberry Pi 4 B, possuem um conjunto de hardware e software projetados para cumprir requisitos tanto de inferência quanto de treinamento, assim como a capacidade de executar algoritmos com elevados números de cálculo (Lopes, 2021);
- **Tamanho:** em comparação à computadores de mesa tradicionais, o formato e tamanho dos SBCs são múltiplas vezes menores, ou seja, ocupam menos espaço e, conseqüentemente, produzem menos calor. Dessa forma, podem ser integrados em aplicações onde o espaço é um fator limitante, como equipamentos médicos e em automóveis (Chakravorty et al., 2011; Hamzah et al., 2022);
- **Facilidade de Programação:** usualmente, observa-se nos SBCs o uso de sistemas operacionais padrões, como distribuições Linux comuns ou

personalizadas (Raspberry Pi OS, JetPack SDK, entre outros) e até mesmo Windows. Portanto, possuem suporte para várias linguagens de programação convencionais, tais como C++, Python e R, de modo que também se garante o acesso a bibliotecas computacionais voltadas para ML, por exemplo: Numpy, PyTorch, TensorRT, OpenCV, Theano e similares (Lopes, 2021);

- **Performance energética:** SBCs são projetados para serem eficientes em termos de consumo de energia, tornando-os adequados para aplicação em diversas soluções de sistemas embarcados. Por exemplo, o consumo de um Raspberry Pi 4 Model B é de, no máximo, 15 watts, em comparação ao consumo energético de uma placa gráfica NVIDIA A100 80GB SXM que se mantém por volta de 400 watts (RASPBerryPI, 2024; NVIDIA, 2024);
- **Conectividade:** considerando o aumento da popularidade da Internet das Coisas (IoT) e a democratização de aplicações voltadas para este campo, muitos sistemas necessitam estar conectados com dispositivos de rede. Os SBCs, são capazes de comunicação por meio de protocolos padrões, como Internet e Bluetooth, tornando possível controlar outros dispositivos por meio destes ou serem controlados, por meio de aplicações de VNC (*Virtual Network Computing*).

As características listadas demonstram algumas das propriedades dos SBCs, revelando sua capacidade de atender uma gama diversificada de aplicações, desde o desenvolvimento de protótipos, sistemas embarcados, soluções de automação, robótica e IoT. Uma plataforma em atual destaque no meio dos SBCs é a família de dispositivos Jetson da NVIDIA, que se distingue por oferecer poder de processamento gráfico avançado, essencial para aplicações de **inteligência artificial (IA)**, **visão computacional** e **aprendizado profundo**.

3.4.1 Família Jetson

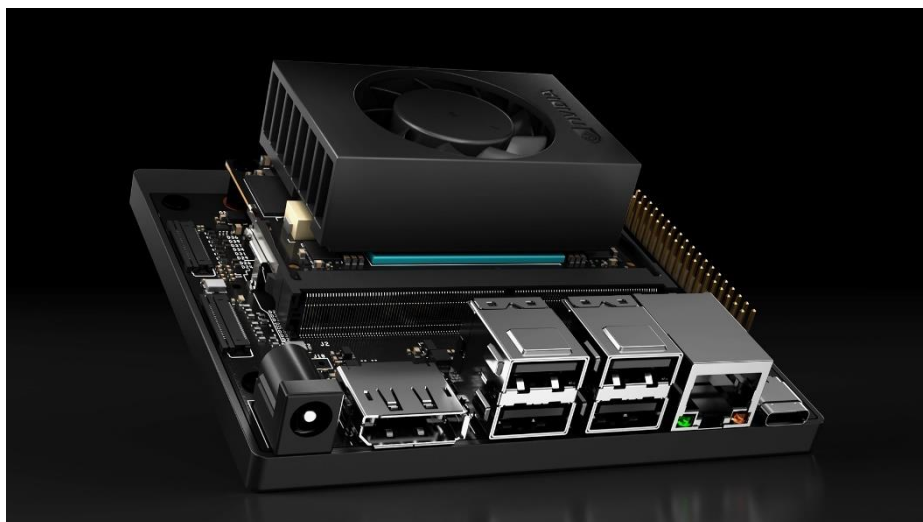
A Jetson é uma família de placas de computação embarcada desenvolvida pela NVIDIA, comumente utilizada em projetos para atender demandas de aplicações em Inteligência Artificial, Aprendizado de Máquina e Visão Computacional. Tais dispositivos são extensivamente empregados em áreas que necessitem de alta performance computacional em paralelo com baixo consumo energético.

De acordo com Mittal (2019), a plataforma Jetson se destaca das demais devido sua capacidade de realizar operações intensivas de processamento de dados em tempo real, sendo ideais para aplicações de *Edge Computing*.

Os sistemas Jetson possuem GPUs baseadas na arquitetura CUDA, permitindo a aceleração de cargas de trabalho de IA por meio de aplicações amplamente utilizadas no mercado.

A família Jetson inclui diversos modelos, como o Jetson AGX Xavier (2018), Jetson Nano (2019) e Jetson Orin Nano (2023), que se diferenciam em termos de capacidade computacional, eficiência energética e preço de mercado. Dos modelos citados anteriormente, destaca-se a Jetson Orin Nano, projetado para atingir até 40 TOPS (Tera Operações por Segundo) necessitando apenas de 15W (Pham et al., 2023).

Figura 6 – Jetson Orin Nano.



Fonte: Nvidia.com, 2023.

No estudo desenvolvido por Pham e colaboradores em 2023, comparou-se a performance entre os 3 modelos da família Jetson citados, empregando-se uma metodologia específica envolvendo a captura de vídeo de vigilância, processamento de dados, extração de características e detecção de anomalias, aplicadas à dois modelos de redes neurais profundas: **RTFM** e **ResNet50-I3D Non-Local**. A Tabela 4 apresenta uma análise com métrica concentrada no consumo de memória RAM e na taxa de quadros por segundo (FPS) para comparar o desempenho dos dispositivos Jetson.

Tabela 4 – Avaliação de sistema de ponta a ponta em múltiplos dispositivos Jetson.

	Jetson Nano (4GB)		Jetson AGX Xavier (32GB)		Jetson Orin Nano (8GB)	
	Sem Torch-TensorRT	Com Torch-TensorRT	Sem Torch-TensorRT	Com Torch-TensorRT	Sem Torch-TensorRT	Com Torch-TensorRT
Utilização de RAM (GB)	X	2.61	5.72	3.74	4.94	3.11
Quadras por segundo (FPS)	X	1.55	29.57	41.65	36.02	47.56

Fonte: Pham et al., 2023 (Adaptado). Legenda: X = experimento não funcionou.

Além disso, a NVIDIA disponibiliza o SDK JetPack, um pacote de software personalizado para essas plataformas, cujo inclui bibliotecas otimizadas e suporte a frameworks como TensorFlow, TensorRT e PyTorch. Essa integração de hardware e software reduz a complexidade no desenvolvimento de soluções, favorecendo a adoção em aplicações comerciais e acadêmicas.

A modularidade das plataformas Jetson também as torna versáteis para diferentes aplicações. Elas incluem suporte a interfaces como PCIe, USB e MIPI CSI, o que facilita a integração em dispositivos personalizados. Graças a essas características, a família Jetson tem sido amplamente utilizada em setores como transporte, manufatura e saúde, consolidando-se como uma solução eficiente para o desenvolvimento de sistemas inteligentes.

4 TRABALHOS CORRELATOS

Os trabalhos expostos nos tópicos seguintes destacam-se pelo impacto inspiracional na criação desta monografia, desempenhando um papel essencial na construção das ideias que fundamentaram este estudo. A análise aprofundada desses trabalhos permitiu identificar lacunas e oportunidades que enriqueceram o contexto da pesquisa. Em suma, a integração dessas pesquisas foi indispensável para o avanço e a consolidação dos objetivos propostos na presente monografia.

4.1 MONITORAMENTO DE EPISÓDIOS DE QUEDAS EM INSTITUIÇÃO PARA IDOSOS

No artigo publicado por Baixinho & Dixe em 2014, buscou-se apresentar a taxa de prevalência, incidência e características das ocorrências de quedas envolvendo a população idosa residente em um instituto de longa permanência para idosos da região de Lisboa e Vale do Tejo em Portugal. Para a obtenção dos dados de interesse, realizou-se um estudo descritivo de abordagem quantitativa durante 1 ano, através da coleta de informações de prontuários individuais dos pacientes, livro de ocorrências da instituição, agendas dos enfermeiros e médicos, totalizando 6.205 registros de documentos institucionais.

Os resultados apresentados indicaram a ocorrência de mais de 123 episódios de quedas durante o período em estudo, onde 40,9% da população dos idosos residentes sofreram ao menos uma queda, enquanto 23% tiveram duas ou mais quedas ao longo do ano. A média da idade dos idosos envolvidos nesses acidentes domésticos é de 82,7 anos e acontecendo, em sua maioria, com pessoas do sexo feminino (71,5%) em comparação a pessoas do sexo masculino (28,5%).

Por sua vez, esses episódios sucedem-se, principalmente, durante à noite (41,8%) e à tarde (32%), e por fim, pela manhã (29,2%), embora a diferença entre as porcentagens referentes à tarde e manhã não seja tão discrepante. Quanto à localização e motivação por trás das quedas, os cômodos com maiores registros de incidentes são o quarto (46,9%), sala de estar (21,1%) e banheiro (15,4%) e, predominantemente, as quedas ocorrem durante a realização de atividades diárias, como

levantar da cama (36,6%) ou ao tomar banho (6,5%), contudo, destaca-se que as quedas por motivos desconhecidos, ou seja, quedas com ausência de fatores externos, também foram bastante decorrentes (19,5%).

Os autores destacam a importância da melhoria dos registros dessas ocorrências, tanto pela equipe de médico quanto de enfermeiros, relatando a dificuldade em encontrar informações mais precisas, como horário específico da queda ou como as quedas ocorreram de fato. Salientou-se também a necessidade da implementação de medidas de segurança no ambiente domiciliar de pessoas idosas.

4.2 FALL DETECTION BASED ON KEY POINTS OF HUMAN-SKELETON USING OPENPOSE

No estudo conduzido por Chen et al. (2020), foi proposto um novo método para detecção de quedas utilizando o OpenPose, uma Rede Neural Convolutiva gratuita desenvolvida pela Universidade Carnegie Mellon, para a extração de dados esqueléticos de indivíduos registrados em vídeo. A metodologia baseia-se na análise das coordenadas cartesianas do quadril, considerando se a velocidade de mudança entre as posições excede um limite crítico, se o ângulo entre o corpo humano e o solo é inferior a 45° e se a proporção entre largura e altura do corpo é maior que 1. A combinação sequencial dessas condições estabelece uma lógica de exclusão de falsos positivos, aumentando a robustez do sistema.

O trabalho incluiu comparações com abordagens contemporâneas de detecção de quedas baseadas em sensores vestíveis ou fixados no ambiente. Para validar a eficácia do método proposto, foram analisadas cerca de 100 ações experimentais, divididas em 60 eventos de quedas e 40 de atividades não relacionadas a quedas. As ações foram registradas em vídeos de 5 a 11 segundos de duração, contendo entre 100 e 350 quadros de imagem. Os experimentos incluíram atividades como caminhar, agachar-se, sentar-se, inclinar-se e cair, cujos dados foram processados pelo modelo desenvolvido de forma assíncrona.

Os resultados validaram as propostas da metodologia, demonstrando que uma característica consistente nas quedas é a inclinação do corpo humano, que invariavelmente diminui para valores abaixo de 45° . Além disso, a proporção entre largura e altura do corpo é maior que 1 em algum momento durante a queda. Foi

observado também que, na recuperação após uma queda, o ângulo de inclinação aumenta gradualmente para valores superiores a 45° e a proporção largura/altura retorna a valores menores que 1. Em relação à velocidade, quedas repentinas apresentaram uma velocidade crítica de 0,09 m/s, aspecto que, dentre as atividades analisadas, é compartilhado apenas com a ação de agachamento.

Segundo os autores, o sistema proposto alcançou métricas de desempenho promissoras, com sensibilidade de 98,3%, especificidade de 95% e acurácia de 97%, destacando-se como uma solução eficaz e robusta para a detecção de quedas.

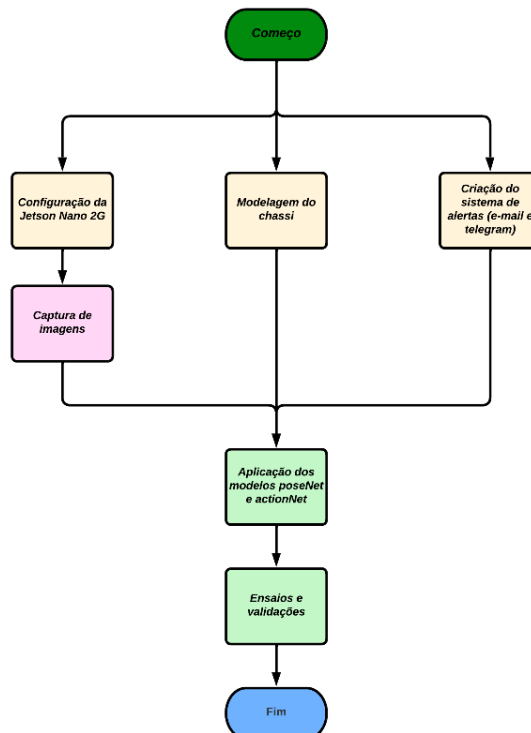
5 METODOLOGIA

A metodologia adotada nesta monografia baseia-se parcialmente no proposto por Chen et al. (2020), incorporando o uso de um modelo de reconhecimento de ação para compor uma solução multimodal, juntamente com um modelo de detecção de pose. Os critérios utilizados para ambientação dos testes foram inspirados no estudo produzido por Baixinho e Dixe (2014).

5.1 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Nesta monografia será desenvolvido um Sistema de Monitoramento e Alerta, com a finalidade de identificação e sinalização de acidentes domésticos envolvendo, majoritariamente, quedas de pessoas, com foco em idosos, população mais propensa a tais acidentes no ambiente domiciliar. No Fluxograma 1, observa-se as etapas envolvidas para a construção e validação desse sistema.

Fluxograma 1 – Sequência das etapa da metodologia.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

Nas diferentes etapas descritas no Fluxograma 1, a modelagem do chassi desempenha um papel independente dos demais, com foco na organização eficiente e segura da placa Jetson Nano 2GB. Na criação do sistema de alertas, que inclui notificações via e-mail e Telegram, desenvolveu-se um script inteiramente na linguagem de programação Python para automatizar o envio de mensagens de alerta destinadas a cuidadores ou familiares do idoso, ativado imediatamente após a detecção de um acidente.

Na etapa de configuração da Jetson Nano 2GB, foram realizadas várias atividades técnicas, incluindo a instalação e configuração do sistema operacional, bem como a habilitação do software de VNC para possibilitar o acesso remoto à placa. Na penúltima etapa, envolvendo a aplicação dos modelos PoseNet e ActionNet, concentrou-se no desenvolvimento do sistema de detecção de quedas. Enfim, a última etapa que consiste nos ensaios e validações, dedicou-se à análise crítica dos resultados obtidos pelo sistema.

5.2 ATIVIDADE COMPLEMENTAR: MODELAGEM DO CHASSI

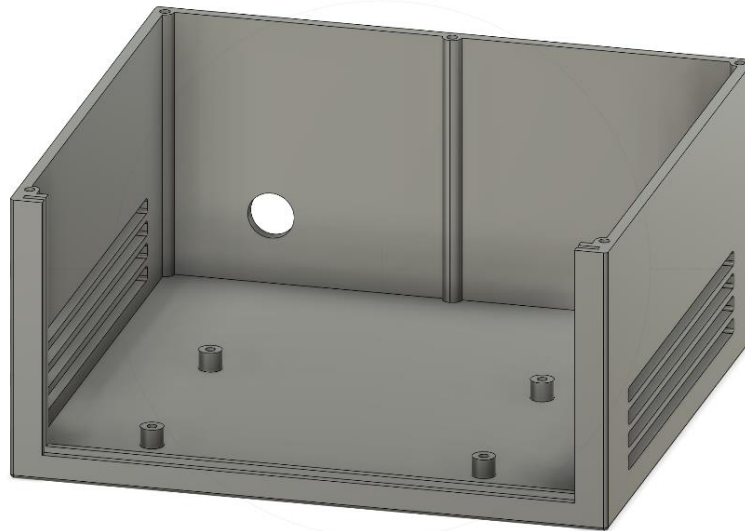
A modelagem do chassi foi uma etapa adicional necessária para garantir que a placa Jetson Nano 2GB estivesse instalada em um local fixo, facilitando o acesso e o manuseio físico, além de contribuir para a proteção contra impactos ou deslocamentos acidentais. Ademais, realizou-se a inclusão de uma ventoinha de 120mm, para salvaguardar a placa Jetson Nano 2GB de superaquecimento.

Primeiramente, inspirou-se em modelos já existentes e presentes gratuitamente na internet, tendo como principal referência a estrutura elaborada por Wesley Lawrence (Thingiverse, 2021). Contudo, não se encontrou nenhum modelo previamente disponível que cumprisse o requerimento de utilizar uma ventoinha de 120mm, motivo motriz para criação de um desenho próprio. Utilizou-se o software de modelagem 3D, Fusion 360, usufruindo da aplicação de sua licença gratuita para estudantes, por meio de registro de usuário na plataforma Autodesk com o e-mail institucional do autor desta monografia.

A etapa inicial da modelagem se deu pela pesquisa do desenho técnico da Jetson Nano 2GB, disponível no website de sua fabricante, e do desenho técnico de uma ventoinha de 120mm padrão para computadores. A partir dos requisitos

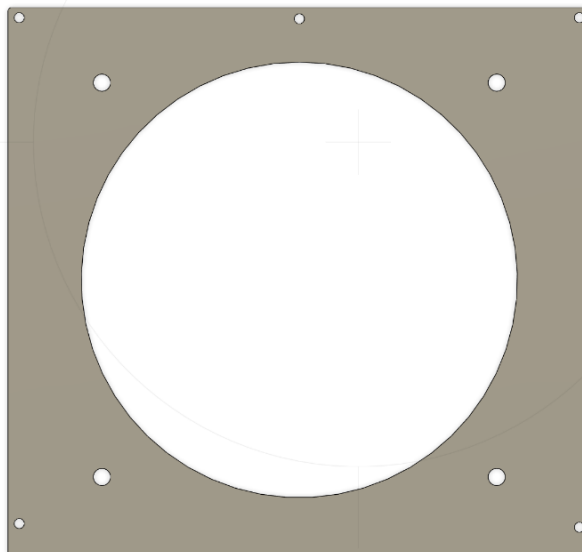
dimensionais dos objetos citados anteriormente, elaborou-se o chassi em 3 partes: 1° base que abrigará a placa Jetson Nano 2GB e um botão momentâneo para ligar/desligar o sistema (figura 7); 2° topo, parte a receber a fixação da ventoinha de 120mm (figura 8); 3° *faceplate*, escudo para I/O da Jetson Nano 2GB (figura 9).

Figura 7 – Base do chassi.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

Figura 8 – Topo do chassi.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

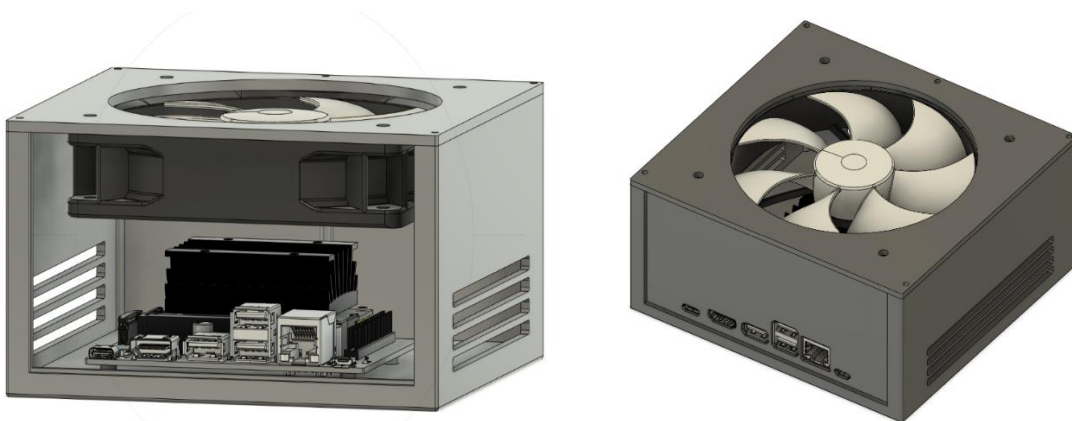
Figura 9 – *Faceplate* do chassi.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

Realizou-se a simulação do chassi montado com a Jetson Nano 2GB e a ventoinha, com o intuito de garantir a compatibilidade do que foi projetado. Para realizar tal feito, fez-se necessária a utilização de modelos 3D pré-prontos e disponibilizados de forma gratuita no portal GrabCad. O modelo pré-pronto da Jetson Nano 2GB é de autoria de *Noctus Group* (GRABCAB COMMUNITY, 2021) e da ventoinha de 120mm é de autoria de Alan Yen (GRABCAB COMMUNITY, 2022).

Figura 10 – Simulação I e II, respectivamente, da junção entre componentes e chassi.



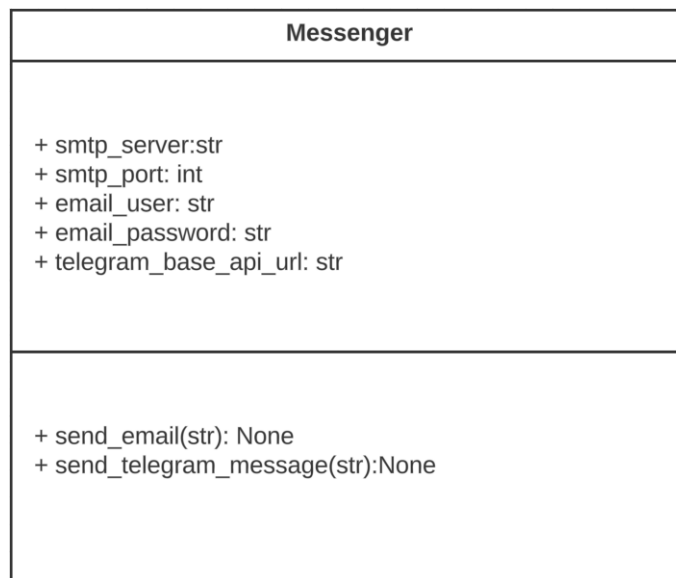
Fonte: O Próprio Autor, 2024.

5.3 CRIAÇÃO DO SISTEMA DE ALERTA

O sistema de alertas foi desenvolvido integralmente em Python e embarcado na plataforma Jetson Nano 2GB. O objetivo consistia em notificar parentes ou cuidadores responsáveis através de duas vias distintas: e-mail e mensagens em grupo no aplicativo Telegram, proporcionando flexibilidade e adaptabilidade às preferências dos usuários. Para implementar essa funcionalidade, foram desenvolvidas duas funções específicas, uma para cada modalidade de alerta, encapsuladas dentro de uma única classe.

As funções são ativadas de maneira automática e instantânea, conforme a ocorrência de detecção de acidentes, pelo sistema de visão computacional. A integração entre o sistema de alertas e o sistema de visão computacional permite que as notificações sejam enviadas em tempo real, aumentando a eficácia do sistema e garantindo uma resposta rápida às situações de emergência.

Figura 11 – Diagrama de Classe do sistema de alertas.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

5.3.1 Alerta por E-mail

A parte de alertas por e-mail foi construída utilizando a biblioteca smtplib do Python. Este recurso é um módulo nativo e gratuito, comumente utilizado para enviar

e-mails através do protocolo SMTP (*Simple Mail Transfer Protocol*), oferecendo uma interface simples para conectar-se a servidores de e-mail, autenticar-se e enviar mensagens.

O servidor SMTP escolhido para o projeto foi o Gmail, utilizando o próprio e-mail institucional do autor como endereço de autenticação. Assim como a biblioteca utilizada, o serviço de servidor é disponibilizado de forma totalmente gratuita pela Google, dona e mantenedora do Gmail, sendo também possível utilizar uma conta Gmail particular no lugar do e-mail institucional.

Destaca-se a necessidade de habilitar a opção de configuração para “Acesso a apps menos seguros” dentro do perfil do Gmail, visto que, desde maio de 2022, a Google passou a restringir o acesso de aplicativos que não utilizam protocolos mais modernos de autenticação, como OAuth 2.0, exigindo essa alteração manual por parte do usuário, como representado pela figura 12.

Figura 12 – Configuração para acesso a apps menos seguros.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

Implementou-se essa mudança para aumentar a segurança das contas de e-mail, visto que aplicativos e serviços que não suportam autenticação forte são mais vulneráveis a ataques. Contudo, para evitar vulnerabilidades é fundamental adotar boas práticas de segurança virtual.

5.3.2 Alerta por Telegram

A funcionalidade de alertas por mensagem no aplicativo Telegram foi implementada utilizando a biblioteca `requests` e a API gratuita do Telegram. A `requests` é uma das bibliotecas externas mais populares na linguagem Python, facilitando a realização de requisições HTTP. Com ela, é possível interagir de forma simples e intuitiva com servidores web, enviando e recebendo dados por meio de métodos CRUD, como GET, POST, PUT, DELETE, entre outros.

Figura 13 – Biblioteca `requests`.



Fonte: requests.readthedocs.io, 2024.

A escolha do aplicativo Telegram se deu pela disponibilização gratuita de sua API, permitindo realizar as primeiras interações com os usuários sem a necessidade de contratar planos comerciais. Para enviar mensagens por meio dessa API, é necessário configurar um *bot* utilizando o serviço BotFather dentro do próprio aplicativo.

Em seguida, o *bot* deve ser adicionado a um grupo de conversas, permitindo o envio de alertas para várias pessoas ao mesmo tempo. É importante destacar a necessidade de obter o ID do grupo onde o *bot* foi inserido, o que pode ser feito por meio de uma requisição GET ao seguinte *endpoint* da API do Telegram: <https://api.telegram.org/bot<token do bot>/getUpdates>. Onde o campo <token do bot> representa o token gerado pelo serviço de BotFather. O resultado dessa requisição é mostrado na figura 14.

Figura 14 – Obtenção de ID de um grupo de conversas Telegram.

```

JSON  Dados brutos  Cabeçalhos
Salvar Copiar Recolher tudo Expandir tudo Filtrar JSON
ok: true
result:
  0:
    update_id: 691378331
    message:
      message_id: 2
      from:
        id: 7062052649
        is_bot: false
        first_name: "Toho"
        last_name: "Yoko"
        language_code: "en"
      chat:
        id: -4758084605
        title: "TCC"
        type: "group"
        all_members_are_administrators: true
        date: 1733084432
  
```

Fonte: O Próprio Autor, 2024.

5.4 CONFIGURAÇÃO DA PLACA JETSON NANO 2GB

O SBC escolhido para abrigar o sistema desenvolvido foi o Jetson Nano 2GB, tendo suas especificações descritas na Tabela 5, conforme compartilhado pelo seu fabricante.

Tabela 5 – Especificações da Placa Jetson Nano 2GB.

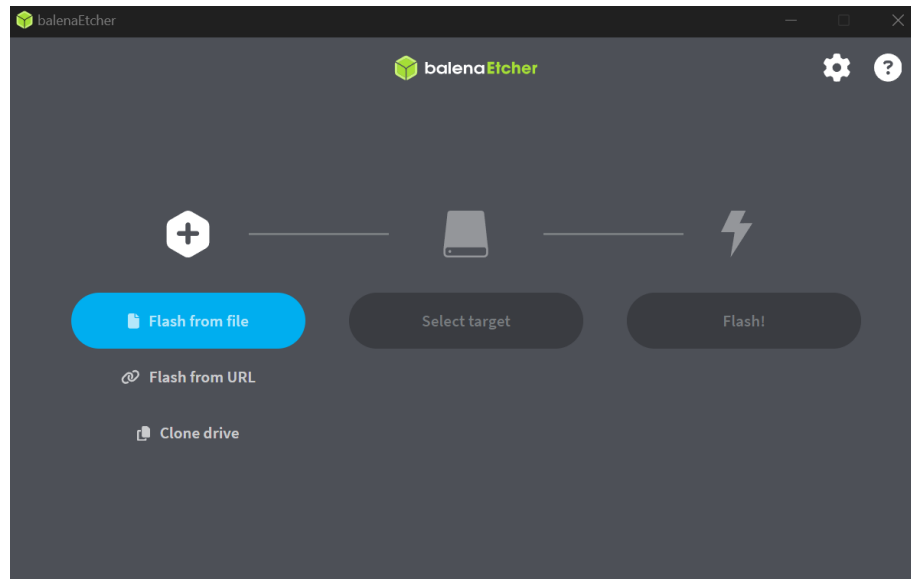
Processador	ARM Cortex-A57 quad-core de 64 bits
Memória RAM	NVIDIA Maxwell com 128 núcleos CUDA
Armazenamento	2 GB de memória LPDDR4
GPU	Slot para cartão microSD
Conectividade	Gigabit Ethernet
Interface I/O	HDMI, USB 3.1 type A, USB 2.0 type A, câmera CSI, GPIO e I2C

Fonte: Pedroso, 2024 (Adaptado).

Este SBC carece de armazenamento interno, sendo necessário o uso de um cartão de memória *microSD* de, no mínimo classe UHS-1 e 32GB, para abrigar o sistema operacional e os programas do sistema desta monografia. Sequencialmente, a imagem do sistema operacional, SDK JetPack 4.6, adquiriu-se diretamente no site

do fabricante, NVIDIA. Para gravar a imagem do sistema operacional, fez-se o uso do software gratuito balenaEtcher v1.19.25 (figura 15) em um computador Windows 11 e de um cartão *microSD* classe A1 UHS-1 V30 de 64GB da marca XrayDisk.

Figura 15 – Software balenaEtcher.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

Figura 16 – Placa Jetson Nano 2GB.



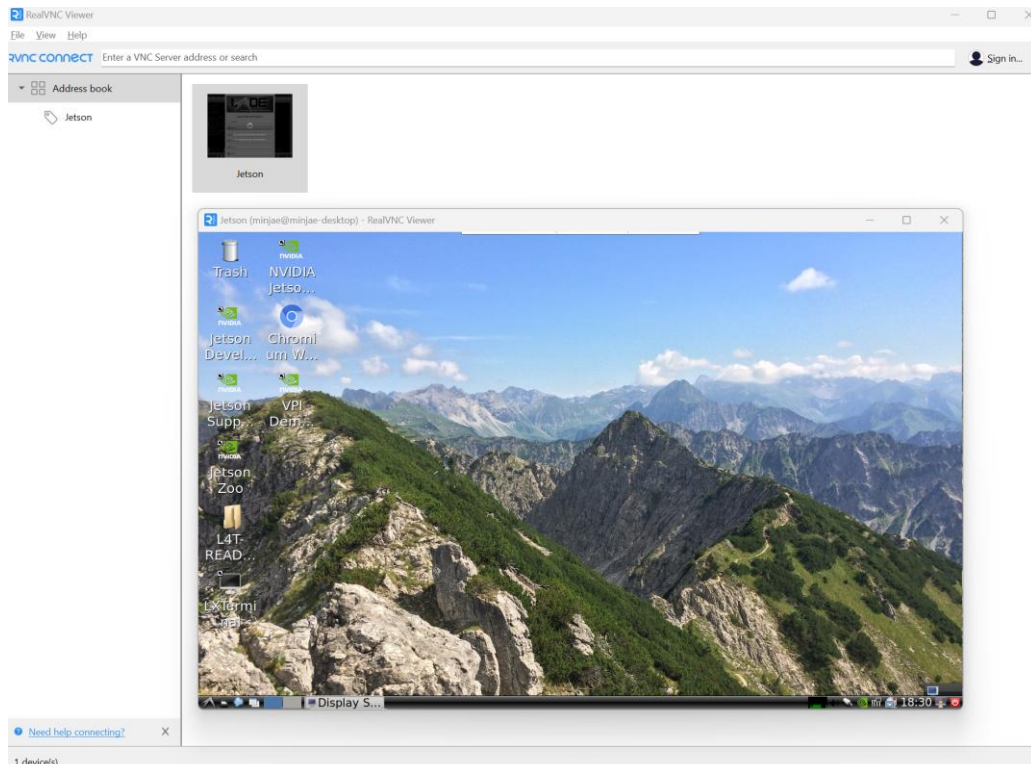
Fonte: O Próprio Autor, 2024.

A sigla "2GB" pertencente no nome deste SBC indica sua quantidade de memória RAM, assim também como descrito anteriormente na Tabela 5. Destaca-se que esta quantidade pode ser um fator limitante, tornando-se necessário a aplicação do processo de SWAP, onde o sistema operacional movimenta páginas de memória

raramente utilizadas para uma partição localizada na memória secundária (cartão *microSD*), liberando assim, mais espaço na memória principal (RAM) para aplicações e cache (SILBERSCHATZ et al., 2018).

Ademais, para facilitar a interação com a placa Jetson Nano 2GB, foi utilizado do protocolo de VNC para acesso remoto por meio do programa gratuito *RealVNC Viewer*. Desta forma, foi possível trabalhar nos componentes de software do sistema proposto através de um computador terceiro conectado na mesma rede de Ethernet, demonstrado na figura 17. O versionamento de código realizou-se por meio da plataforma GitHub, onde o progresso foi armazenado em repositórios pertencentes ao autor.

Figura 17 – Acesso à Jetson Nano 2GB via VNC.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

5.5 CAPTURA DE IMAGENS

Para realização da captura de imagens, utilizou-se da câmera Intelbras iM4 C, por ser um modelo popularmente utilizado para vigilância interna de residências e por ser compatível com o protocolo de rede RTSP (*Real Time Streaming Protocol*),

traduzido para português como Protocolo de Controle de Transmissão em Tempo Real. Suas características e especificações são descritas pela Tabela 6.

Figura 18 – Câmera Intelbras iM4 C.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

Tabela 6 – Especificações da câmera Intelbras iM4 C.

Sensor	1/2.7" 2 Megapixel Progressive CMOS
Pixels efetivos	1920 (H) x 1080 (V)
Lente	3,6 mm
Ângulo de visão	105° (diagonal), 86° (horizontal) e 46° (vertical)
Alcance Visão Noturna	10 metros
Conexão de Rede	Wi-Fi (2,4 GHz) & RJ45
Padrão Wi-Fi	IEEE802.11b, 802.11g, 802.11n
Quadros por segundo	20
Compressão de vídeo	H.264
Corrente máxima	0,7 A
Tensão	5 V (DC)
Potência máxima	3,5W
Dimensões (L x A x P)	77,4 x 106,1 x 77,4 mm

Fonte: Intelbras (Adaptado), 2024

A configuração da câmera pôde ser realizada pelo aplicativo *Mibo Smart*, fornecido em versão Android e iOS pela fabricante Intelbras. Por meio deste aplicativo

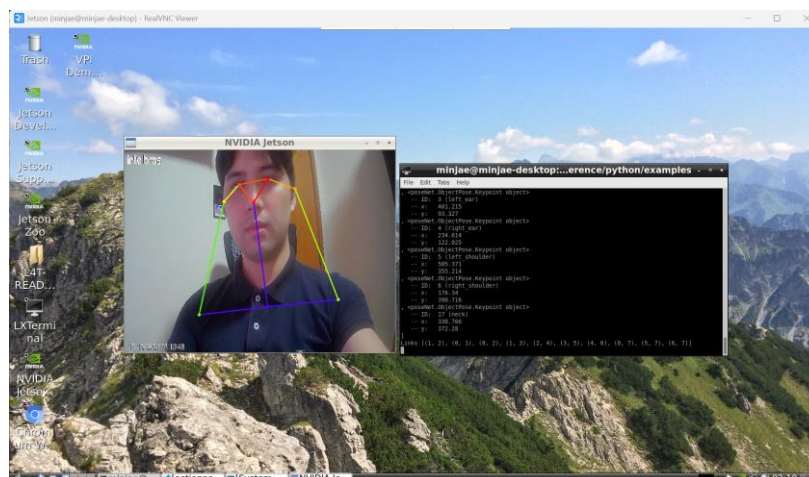
é possível realizar as configurações de rede da câmera, assim como filtros e demais funcionalidades do dispositivo. No aplicativo, é possível obter informações de IP, porta RTSP e a chave de acesso do dispositivo, que são utilizadas para compor a *string* do endereço de acesso da câmera. Esse endereço é estruturado da seguinte forma:

```
“rtsp://admin:<chave_de_acesso>@<IP>:<PortaRTSP>/cam/realmonitor?channel=1
&subtype=0&unicast=true&proto=Onvif”
```

Para realizar a captura do feed de imagens da câmera, foi utilizado o objeto `sourceVideo` da biblioteca `Jetson-Inference`. A configuração deste objeto deu-se por meio do fornecimento de argumentos específicos que definem os parâmetros de acesso, codec de vídeo e dimensão da imagem. A linha de código a seguir define as entradas necessárias:

```
“inputVideo = videoSource("<string do endereço de acesso da câmera>", argv=["--
input-codec=h264", "--input-height=480", "--input-width=640"])]”
```

Figura 19 – Aplicação de um exemplo do poseNet utilizando vídeo em tempo real da câmera Intelbras iM4 C.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

5.6 RECONHECIMENTO DE AÇÃO

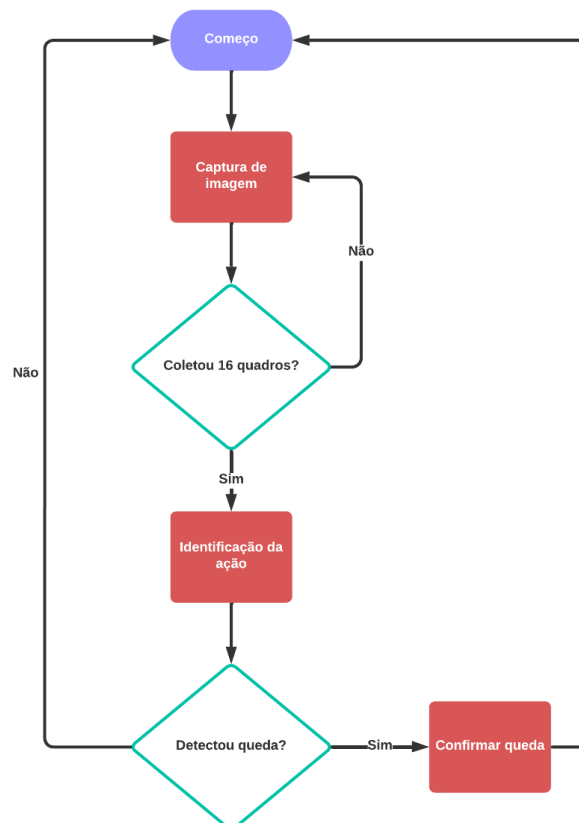
O processo de reconhecimento de ação foi realizado pelo emprego da biblioteca `Jetson-Inference` em conjunto com sua classe `actionNet`. Esta abordagem

possibilitou a aferição de padrões de movimentos humanos em uma dada sequência de imagens, viabilizando assim, a classificação de comportamentos, gestos ou ações.

A Rede Neural Profunda elegida para esta aplicação foi a Action-ResNet18-Kinetics, um modelo pré-treinado e otimizado para plataforma Jetson, que opera por padrão com uma janela de 16 quadros de imagens consecutivas para realizar inferências.

A instância do objeto actionNet recebe um quadro de imagem por vez, até completar os 16 quadros necessários, e retorna a classe de identificação de maior precisão. O Fluxograma 2 ilustra o processo de tomada de decisão para detecção de queda por meio do reconhecimento de ação.

Fluxograma 2 – Processo de tomada de decisão para detecção de queda por meio do reconhecimento de ação.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

Este o modelo é capaz de identificar 1040 classes distintas, contudo, no contexto do interesse desta monografia, foram selecionadas somente cinco classes para compor o escopo da detecção, sendo elas *falling off chair*, *falling*, *shouting*,

waving e *waving hand*, traduzidas livremente em português, como caindo da cadeira, caindo, gritando, acenando e mão acenando, respectivamente.

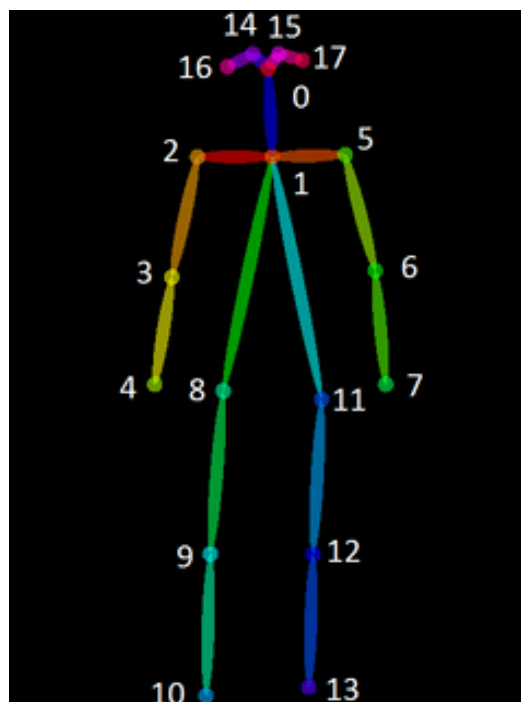
O cerne do processo de identificação de ação encontra-se no reconhecimento de situações em que um idoso possa estar em queda (*falling off chair* e *falling*) ou solicitando ajuda (*shouting*, *waving* e *waving hand*).

5.7 RECONHECIMENTO DE POSE

A metodologia utilizada para o reconhecimento de pose foi desenvolvida com base na aplicação da classe poseNet da biblioteca Jetson-Inference. Essa abordagem permitiu identificar pontos-chave do corpo humano e possibilitou a implementação de lógicas para avaliar a posição de determinados membros do corpo e com isso constatar se o idoso esteve em queda.

No contexto do sistema proposto, foram selecionados apenas os pontos-chave referentes ao quadril esquerdo e direito, ombro esquerdo e direito, e calcanhar esquerdo e direito, representados na figura 20 pelos pontos 8 e 11, 2 e 5, e 10 e 13, respectivamente.

Figura 20 – Marcação de pontos-chave para detecção de pose.



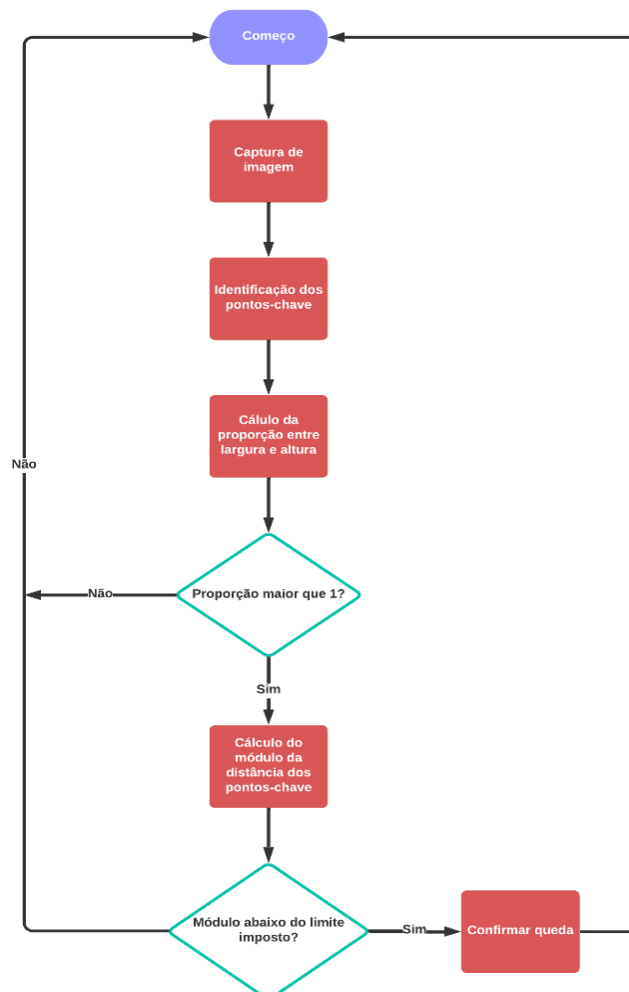
Fonte: Singh et al., 2022.

A premissa para a detecção de quedas baseou-se na observação em tempo real dos pontos-chave do corpo do idoso. A Rede Neural Convolutiva utilizada para essa finalidade foi o Pose-ResNet18-Body, um modelo pré-treinado e otimizado para a plataforma Jetson, capaz de reconhecer 18 pontos-chave do corpo humano.

A instância do objeto poseNet recebe um quadro de imagem e retorna uma estrutura contendo os pontos-chave detectados e suas coordenadas cartesianas em referência a quantidade de pixels horizontais e verticais da resolução da captura.

Por meio da observação das coordenadas, foi possível calcular o módulo da distância vertical entre os ombros e quadris, e, calcânes e quadris. O Fluxograma 3 ilustra o processo empregado na detecção de queda por meio do reconhecimento de pose.

Fluxograma 3 – Processo de tomada de decisão para detecção de queda por meio do reconhecimento de pose.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

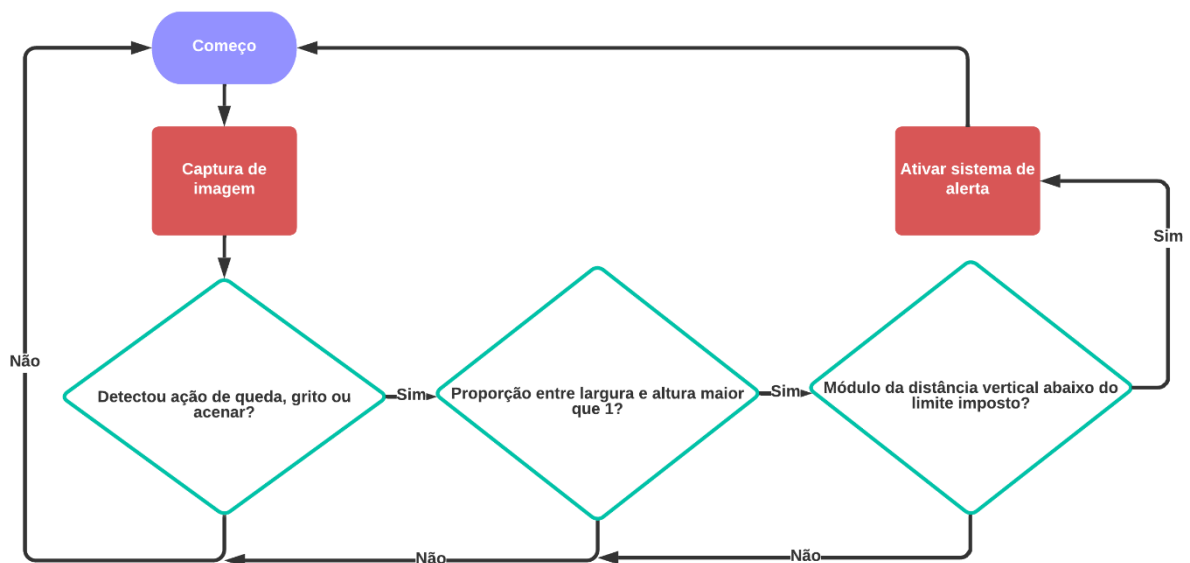
Uma queda em potencial é identificada quando este valor estiver abaixo de um limite pré-estabelecido. Outro ponto de validação utilizado foi a análise da proporção entre largura e altura, que conforme demonstrado pelo estudo de Chen et al. (2020), é superior à 1 em algum instante da queda.

A racionalidade por detrás desta abordagem matemática advém de que quanto mais próximo esses pares de membros estiverem, maior será a susceptibilidade do idoso à queda, uma vez que esta proximidade ocorre durante movimentações anormais, como no caso de quedas.

5.8 APLICAÇÃO MULTIMODAL

Para maximizar a acurácia de detecção de quedas do sistema proposto, foi implementada a integração entre os modelos de reconhecimento de pose e de ação, resultando em uma solução de natureza multimodal. Ao detectar os incidentes de queda, o sistema realiza uma captura de tela do último quadro e aciona o serviço de alertas, enviando a imagem registrada e uma descrição do ocorrido para os parentes ou cuidadores imediatos. A utilização simultânea de ambos os modelos é detalhada conforme apresentado no Fluxograma 4.

Fluxograma 4 – Processo de tomada de decisão para detecção e alerta de queda por meio da proposta multimodal.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

5.9 MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

Existem diversas métricas que podem ser empregadas para avaliar algoritmos de aprendizado de máquina, auxiliando assim, a qualificar os aspectos técnicos de um sistema. Witten et al. (2011), enfatiza a importância de medir rigorosamente o desempenho de algoritmos de aprendizado de máquina, destacando que a seleção de métricas de avaliação apropriadas, tais qual: acurácia, precisão e *F1-score*, são essenciais para compreender se um algoritmo está de fato atendendo aos objetivos esperados em um problema específico. No que refere ao sistema proposto nesta monografia, as seguintes métricas foram postas em prática:

- **Matriz de Confusão:** irá expor o desempenho do sistema ao apresentar a contagem de verdadeiros positivos, verdadeiros negativos, falsos positivos e falsos negativos. Permitindo assim, avaliar a eficácia do sistema, destacando a quantidade de acertos e erros nas previsões realizadas;
- **Acurácia:** será mensurado a proporção dos casos classificados corretamente pelo modelo em relação ao total dos casos. Medindo assim, a qualidade das previsões positivas alcançadas.
- **Sensibilidade:** mensura o desempenho de modelo por meio de sua capacidade de identificar corretamente eventos positivos (verdadeiros positivos). Evidenciando assim, o percentual de eventos corretamente identificados.

Com base no estudo de Baixinho e Dixe (2014), os testes foram realizados durante os períodos da tarde e da noite, considerando os efeitos da iluminação natural e artificial. Em relação ao ambiente, foram escolhidos os cômodos residenciais de sala de estar e quarto, uma vez que, conforme os autores, a combinação proposta apresenta os maiores índices de percentual de suscetibilidade à acidentes de queda.

6 RESULTADOS

Os tópicos a seguir descrevem os resultados obtidos nesta monografia, destacando as principais as contribuições deste estudo. Serão abordados os dados coletados e as análises realizadas.

6.1 ATIVIDADE COMPLEMENTAR: CHASSI

As peças modeladas em CAD foram fabricadas por impressão 3D em uma impressora Bambu Lab P1S, utilizando-se material PLA e atingindo resistência estrutural adequada. Para a ventilação, integrou-se uma ventoinha de 120mm da fabricante ARCTIC, modelo F12 PWM PST, a qual permite controle de velocidade por PWM, com capacidade máxima de operação de até 1350 RPM. Além disso, um botão momentâneo para ligar e desligar a placa SBC foi instalado na parte frontal do chassi. As figuras 21, 22 e 23 ilustram os resultados obtidos no processo de impressão 3D, evidenciando a qualidade e precisão das peças produzidas.

Figura 21 – Vista frontal do chassi.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

Figura 22 – Disposição interna do chassi.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

Figura 23 – Escudo de I/O do chassi.



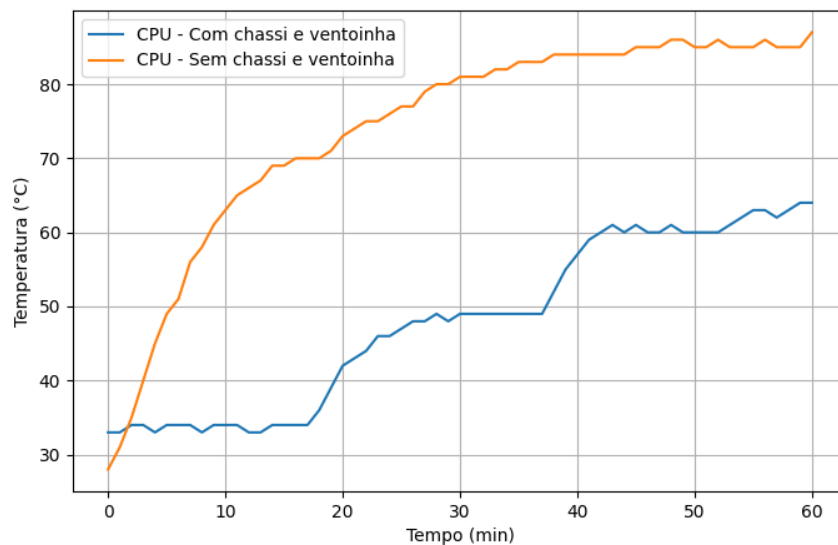
Fonte: O Próprio Autor, 2024.

Embora a ventoinha empregada possua uma tensão nominal de 12V, superior aos 5V fornecidos pela porta de controle de ventoinha (terminal J7) da Jetson Nano 2GB, o sistema de controle automático de velocidade integrado ao dispositivo mostrou-se eficaz. Essa configuração manteve-se em média a uma temperatura de 20°C inferior em comparação ao cenário sem o uso do chassi e da ventoinha, evidenciando a eficiência térmica do conjunto implementado.

Conduziram-se ensaios comparativos executando o script de detecção de poses por um período contínuo de 1 hora, com o chassi e ventoinha, e em condições

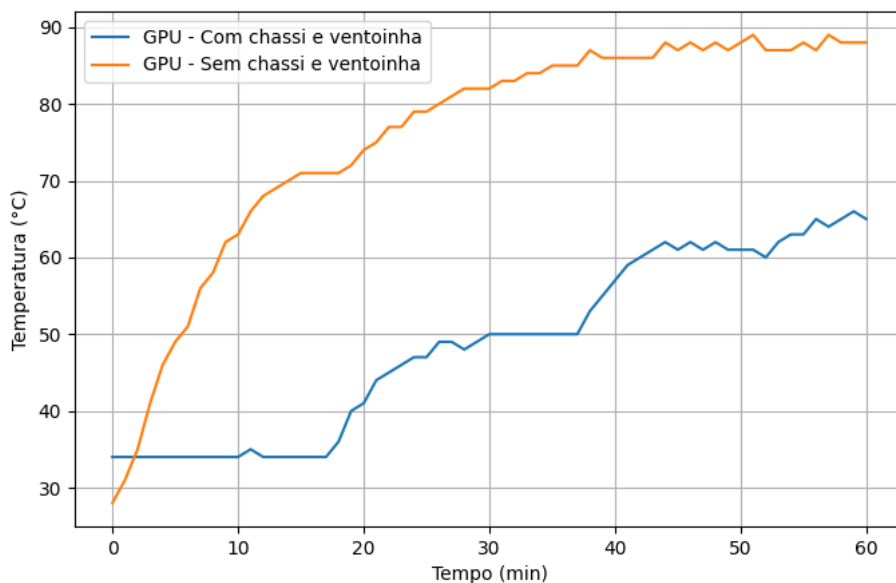
similares, sem o chassi e ventoinha. Durante os testes, a temperatura ambiente permaneceu estável, com uma média de 26°C. Os experimentos foram realizados no mesmo horário, porém em dias distintos. Os gráficos 3 e 4 apresentam a variação de desempenho térmico observada entre as duas configurações testadas.

Gráfico 3 – Comparação de temperatura da CPU da Jetson Nano 2GB com e sem uso do chassi e ventoinha.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

Gráfico 4 – Comparação de temperatura da GPU da Jetson Nano 2GB com e sem uso do chassi e ventoinha.



Fonte: O Próprio Autor, 2024.

Em suma, conclui-se que os objetivos estabelecidos para este tópico foram plenamente alcançados. A placa apresentou uma redução média de temperatura de aproximadamente 20°C, com a máxima registrada em 66°C para GPU e 64°C para CPU, em comparação aos 89°C para GPU e 87°C para CPU observados quando em operação sem o uso do chassi e ventoinha. Adicionalmente, o uso do chassi proporcionou maior proteção física à placa, mitigando riscos de acidentes menores, como curtos-circuitos devido ao contato acidental com objetos metálicos ou descargas eletrostáticas causadas pelo manuseio.

6.2 RECONHECIMENTO DE AÇÃO

Segundo a metodologia proposta, esperava-se um desempenho base de 15 quadros por segundo, apresentando-se uma acurácia de detecção de ação de pelo menos 70% de confiança. Contudo, durante os ensaios realizados, não se obteve uma eficiência esperada para produzir os resultados almejados.

A performance das DNNs de Action-ResNet18-Kinetics e Action-ResNet34-Kinetics do actionNet não produziram rendimento adequado para reconhecimento de ações em tempo real, na Jetson Nano 2GB, visto que se atingiu uma taxa máxima de 6 quadros por segundo, resultando em uma acurácia subpar, devido à taxa de amostragem do sistema ser quase 3 vezes menor do que o padrão de 16 quadros por segundo necessários para detecção de ação por estes modelos. Este cenário é apenas intensificado quando aplicado em conjunto com a detecção de pose, resultando em 4 quadros por segundo.

Nos ensaios executados, notou-se que a memória principal estava saturada, o que levou a ocorrência de pressão de memória, fazendo com que o sistema desembarcasse cerca de 1.5GB para partição de memória SWAP. A banda da memória principal da Jetson Nano 2GB pode atingir o máximo teórico de 25,6 GB/s, em contraste com o máximo teórico do cartão de memória utilizado, cujo atinge 104 MB/s. Essa discrepância pode ter sido um fator limitante para o desempenho deste modelo, considerando que os cálculos computacionais são realizados em tempo real na medida em que o vídeo é capturado pela câmera.

A acurácia da detecção de qualquer tipo de ação ficou abaixo de 70%, o que a torna pouco confiável para ser utilizada no sistema proposto. Ações simples, como

acenar com uma das mãos, por exemplo, foram detectadas com uma acurácia em torno de 20%, ou menos, e sendo frequentemente confundidas com outras classes de ações, como ilustrado na figura 24.

Figura 24 – Detecção de ação mal sucedida.



Fonte: O Próprio Autor (2024). Tradução livre: bater palmas (legenda).

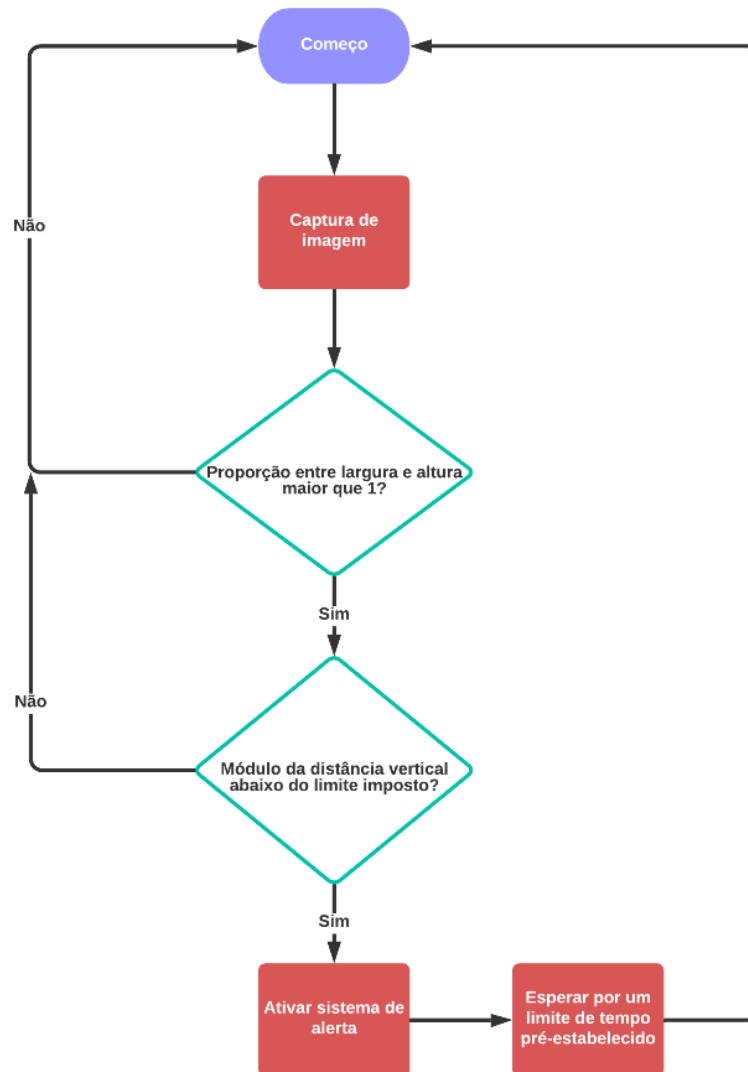
Nota-se que, durante a realização da revisão bibliográfica, não foram encontrados trabalhos acadêmicos e com fontes científicas confiáveis que atestasse quanto a combinação particular dos modelos propostos para reconhecimento de ações em conjunto com a Jetson Nano 2GB. No entanto, encontrou-se uma publicação na plataforma online Roboflow, atestando que a Jetson Nano 2GB teria uma performance esperada de 4 quadros por segundo em uma aplicação de detecção de ação utilizando a biblioteca Jetson-Inference, a mesma proposta para este sistema, contudo, sabe-se que tais informações nem sempre são confiáveis.

Em contra partida, o estudo de Schindler & Gool (2008) demonstrou que são necessários cerca de 7 quadros para detectar ações de forma eficaz. Esse resultado sugeriu que seria possível replicar o mesmo de forma satisfatória na plataforma SBC proposta, em conjunto com os modelos da actionNet. Estima-se que o uso de um SBC mais potente da família Jetson, como o modelo TX2, que possui 8GB de memória principal e o dobro de núcleos CUDA em relação ao Nano 2GB, possa gerar resultados mais precisos e satisfatórios.

6.3 RECONHECIMENTO DE POSE

Devido aos desafios identificados na aplicação da técnica de reconhecimento de ação, o curso de eventos descrito no Fluxograma 4 foi modificado, resultando em um novo fluxo de ações representado pelo Fluxograma 5.

Fluxograma 5 – Processo de tomada de decisão para detecção e alerta de queda por meio apenas da proposta de reconhecimento de pose.

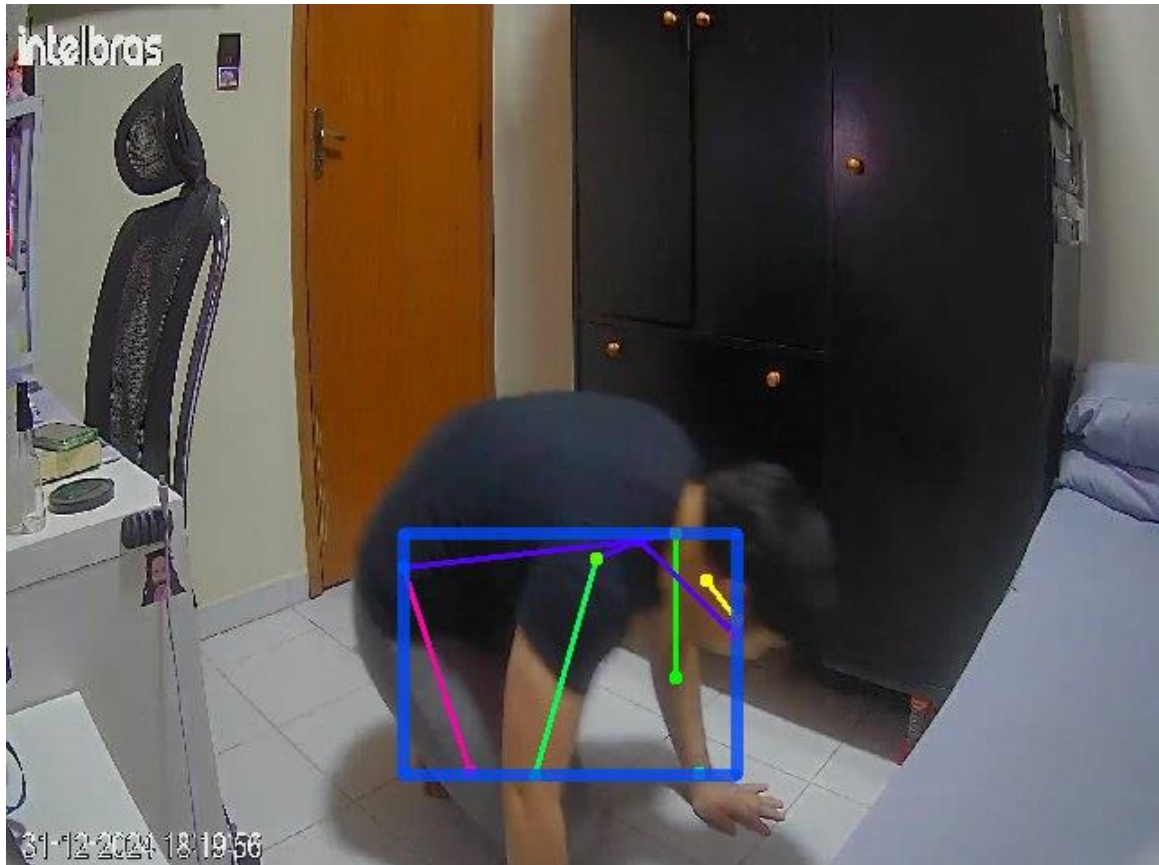


Fonte: O Próprio Autor (2024).

Apesar da perda da capacidade de identificar quedas por meio da detecção de ação, a técnica de reconhecimento de pose mostrou-se eficaz para atingir o objetivo proposto.

O modelo Pose-ResNet18-Body apresentou um desempenho satisfatório, com processamento mínimo em 14 quadros por segundo e máximo em 17, com uma performance predominantemente entre 16 e 17 quadros por segundo.

Figura 25 – Detecção de queda bem sucedida.



Fonte: O Próprio Autor (2024).

No entanto, ressalta-se que o sistema de detecção apresentou falhas de falso positivos em situações em que a pessoa esteve deitada sobre qualquer superfície, seja no chão ou em uma cama, quando a distância vertical entre os pontos-chave esteve abaixo do limite estabelecido. Para mitigar essa falha, faz-se necessário a implementação de uma terceira condição para iniciar o processo de detecção de queda. Uma alternativa viável seria a análise da velocidade média do corpo, tomando inspiração no trabalho de Chen et al. (2020).

6.4 SISTEMA DE ALERTA

O sistema de alerta demonstrou pleno funcionamento, tanto no envio de notificações por e-mail quanto por mensagens via Telegram. Foram coletadas 40 amostras para cada modalidade, medindo o tempo entre o envio e o recebimento dos alertas.

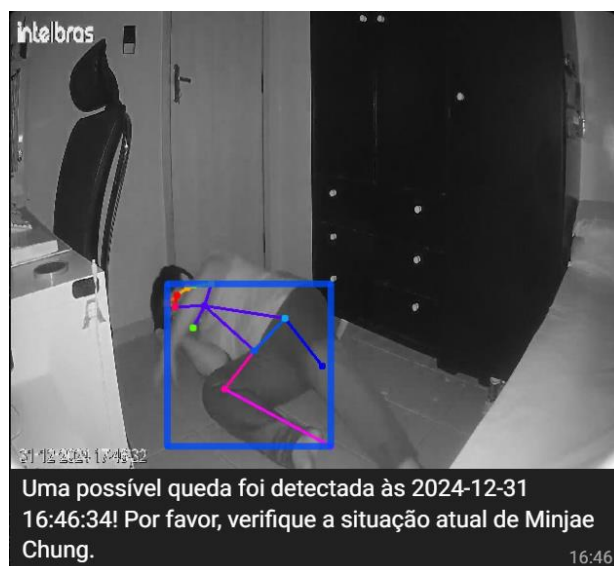
O tempo médio registrado foi inferior a 2 segundos para o Telegram e cerca de 4 segundos para o método via e-mail. As Figuras 26 e 27 ilustram como a mensagem de alerta é exibida em cada plataforma.

Figura 26 – Mensagem de alerta em e-mail.



Fonte: O Próprio Autor (2024).

Figura 27 – Mensagem de alerta no Telegram.



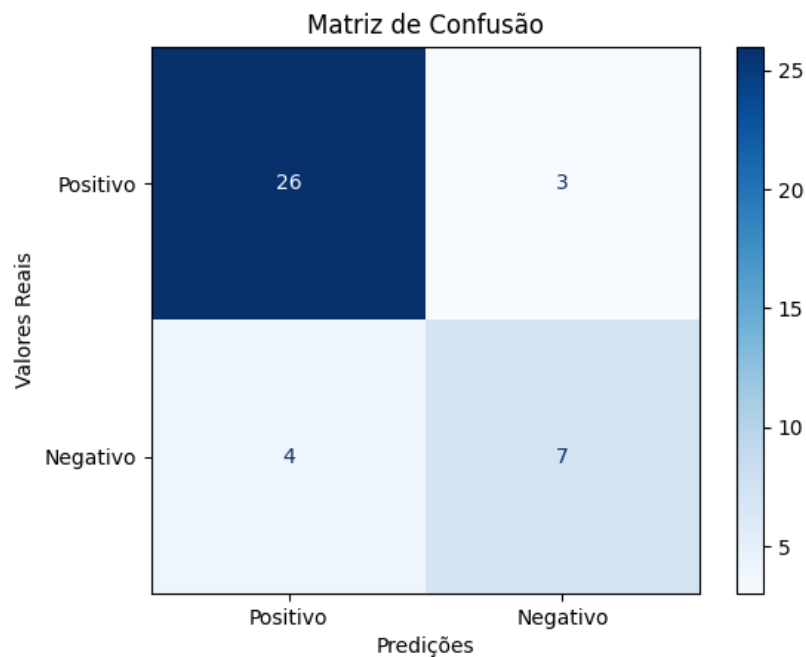
Fonte: O Próprio Autor (2024).

6.5 MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

Para validar as métricas de avaliação propostas, foram utilizadas 40 amostras, com 30 tentativas de quedas verdadeiras e 10 tentativas falsas, distribuídas da seguinte forma: 10 amostras no quarto com boa exposição à luz, 10 no quarto com baixa exposição à luz, 10 na sala de estar com boa iluminação e 10 na sala de estar com baixa iluminação.

A Figura 28 e a Tabela 7 representam os resultados obtidos para Matriz de Confusão.

Figura 28 – Matriz de Confusão.



Fonte: O Próprio Autor (2024).

Tabela 7 – Elementos da Matriz de Confusão.

Elemento	Quantidade
Verdadeiro Positivo (VP)	26
Falso Positivo (FP)	3
Verdadeiro Negativo (VN)	7
Falso Negativo (FN)	4

Fonte: O Próprio Autor (2024).

Por meio da Tabela 7, temos que a Acurácia e a Sensibilidade do sistema podem ser dadas por:

$$Acurácia = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} = 0,825 \text{ ou } 82,5\%$$

$$Sensibilidade = \frac{VP}{VP + FN} = 0,866 \dots \text{ ou } 86,66\%$$

7 CONCLUSÕES

Esta monografia versou sobre reconhecimento de quedas em idosos utilizando técnicas de Inteligência Artificial em conjunto à uma tratativa automática e imediata de alerta para familiares ou responsáveis. A promessa deste estudo é estreada pelo tema do envelhecimento populacional, revelando-o como uns dos fenômenos demográficos mais significativos do século XXI. Para combater este desafio, foi elaborado um sistema utilizando métodos de reconhecimento de pose, alcançando uma acurácia de 82,5%, sensibilidade de 86,66% e apresentando tempos de resposta inferiores a 2 segundos para envio e recebimento de alertas via Telegram, e cerca de 4 segundos para e-mail.

O emprego do SBC Jetson Nano 2GB revelou-se adequado para alcançar o objetivo principal deste estudo. Contudo, a união do reconhecimento de pose com o reconhecimento de ações, mostrou-se inviável na plataforma escolhida, devido ao desempenho subpar do modelo de detecção de ação selecionado. Apesar disso, a meta de identificar quedas foi atingida exclusivamente através do modelo de reconhecimento de pose, certificado por uma performance de processamento em tempo real e acurácia satisfatórias.

8 TRABALHOS FUTUROS

O estudo conduzido nesta monografia apresentou uma relevante aplicação das tecnologias baseadas em Inteligência Artificial direcionadas a questões sociais penitentes à autonomia e à segurança de idosos. O avanço científico é um processo natural em nossa sociedade acadêmica contemporânea, a evolução continua e sofisticação de técnicas antigas são consolidadas a partir de resultados previamente alcançados. Para fomentar aprimoramentos futuros, são apresentadas algumas recomendações que visam aprimorar essa iniciativa:

- Ampliação do estudo de quedas: aprofundar os estudos sobre quedas, principalmente em idosos, para esclarecer maneiras mais apropriadas de treinar futuros modelos. Objetificações pertinentes sobre características de quedas ainda não documentadas podem vir a fruir por meio de uma colaboração mais extensiva neste tema.
- Desenvolvimento de um modelo sob medida para detecção de quedas: empregar conhecimentos sobre queda de idosos para elaboração de um modelo focalizado neste tópico, assim como o aprimoramento computacional direcionado para uma plataforma ou arquitetura específica.
- Desenvolvimento de uma solução embarcada personalizada: migrar de um SBC de kit de desenvolvimento (Jetson Nano 2GB) para uma plataforma mais adequada e específica, alinhada aos requisitos estabelecidos pelos modelos a serem implementados. A adoção de microcontroladores, como o STM32N6 e o Ambarella CV72S, em conjunto com modelos treinados de forma personalizada, pode resultar em um projeto mais robusto e viável do ponto de vista comercial.

REFERÊNCIAS

- ADT, 2023. Monitoramento de Idosos. Disponível em: <https://blog.adt.com.br/monitoramento-de-idosos/>. Acesso em: 27 de ago. de 2024.
- ALF, L. M.; HOFFMANN, R. B.; MULLER, C.; GRIEBLER, D. Análise da Execução de Algoritmos de Aprendizado de Máquina em Dispositivos Embarcados. **Anais do XXIV Simpósio em Sistemas Computacionais de Alto Desempenho**. 2023. DOI: <https://doi.org/10.5753/wscad.2023.235915>. Acesso em: 27 de ago. de 2024.
- BAIXINHO, C. R. S. L.; DIXE, M. A. C. R. Monitoramento de episódios de quedas em Instituição de Idosos. **Revista Eletrônica de Enfermagem**, v. 16, n. 1, p. 28-34, 2014. DOI: 10.5216/ree.v16i1.20650. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.5216/ree.v16i1.20315>. Acesso em: 24 de nov. de 2024.
- BENGIO, Y. Learning deep architectures for AI. **Now Publishers**, v. 2, n. 1, p. 1-127, 2009. DOI: <http://dx.doi.org/10.1561/22000000006>. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/215991023_Learning_Deep_Architectures_for_AI. Acesso em: 08 de dez. de 2024.
- CARREIRA, J.; NOLAND, E.; HILLIER, C.; ZISSERMAN, A. A Short Note on the Kinetics-700 Human Action Dataset. **Computer Vision and Pattern Recognition**, 2022. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.06987>. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/1907.06987>. Acesso em: 08 de dez. de 2024.
- CHAKRAVORTY, T.; SONAWANE, D. N.; SHARMA, S. D.; PATIL, T. Low-cost subcutaneous vein detection system using ARM9 based single board computer. **2011 3rd International Conference on Electronics Computer Technology, India**. 2011, p. 339-343, DOI: 10.1109/ICECTECH.2011.5941714. Acesso em: 23 de nov. de 2024.
- CHEN, W.; JIANG, Z.; GUO, H.; NI, X. Fall Detection Based on Key Points of Human-Skeleton Using OpenPose. **Symmetry**, v. 12, n. 5, p. 2 – 17, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/sym12050744>. Acesso em: 19 de dez. de 2024. Disponível em: https://www.mdpi.com/2073-8994/12/5/744#table_body_display_symmetry-12-00744-t002.
- COSTA NETO, J. V. da; BARROS FILHO, E. M. de.; SANTANA, J. R. Single-Board Computers in Education: A systematic literature review. **Research, Society and**

Development, v. 10, n. 7, p. e12410716476, 2021. DOI: 10.33448/rsd-v10i7.16476. Disponível em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/16476>. Acesso em: 21 nov. de 2024.

CUNHA, C. R.; MENDONÇA, V.; MORAIS, E. P.; FERNANDES, J. Using Pervasive and Mobile Computation in the Provision of Gerontological Care in Rural Areas.

Procedia Computer Science, v. 138, p. 72-79, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2018.10.011>. Disponível em:

<https://bibliotecadigital.ipb.pt/handle/10198/19080>. Acesso em: 09 de dez. de 2024.

Cuide Me Care, 2024. Disponível em: <https://www.cuideme.care/>. Acesso em: 27 de ago. de 2024.

FRANKLIN, DUSTIN. 2024. **Jetson Inference**, ©NVIDIA CORPORATION. Disponível em: <https://github.com/dusty-nv/jetson-inference>. Acesso em: 08 de dez. de 2024.

EMBARCADOS, 2020. Plataforma NVIDIA JETSON Nano. Disponível em: <https://embarcados.com.br/plataforma-nvidia-jetson-nano/#NVIDIA-JETSON-Nano>.

Acesso em: 27 de ago. de 2024.

ESCORSIM, S. M. O envelhecimento no Brasil: aspectos sociais, políticos e demográficos em análise. **Serviço Social & Sociedade**, n. 142, p. 427-446, 2021. DOI: 10.1590/0101-6628.258. Acesso em: 18 de dez. de 2024.

FERREIRA, D. C. O.; YOSHITOME, A. Y. Prevalência e características das quedas de idosos institucionalizados. **Revista Brasileira de Enfermagem (REBEn)**, v. 63, n. 6, p. 991-7, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0034-71672010000600019>. Acesso em: 25 de nov. de 2024.

GRABCAB COMMUNITY, 2021. **NVIDIA Jetson Nano 2GB Fixed**. Disponível em: <https://grabcad.com/library/nvidia-jetson-nano-2gb-fixed-1>. Acesso em: 04 de dez. de 2024.

GRABCAB COMMUNITY, 2022. **120mm Computer Fan**. Disponível em: <https://grabcad.com/library/120mm-computer-fan-1>. Acesso em: 04 de dez. de 2024.

HAMZAH, M. S.; FADILLAH, N.; MAULANA, D. W.; JONI, I. M.; PANATARANI, C.; FAIZAL, F. Development of Single-board Computer-based Self-Driving Car Model using CNN-Controlled RC Car. **2022 International Conference on Electronics and**

Renewable Systems (ICEARS), India. 2022, p. 1805-1812, DOI: 10.1109/ICEARS53579.2022.9751873. Acesso em: 23 de nov. de 2024.

GOODFELLOW, I. J.; ABADIE-POUGET, J.; MIRZA, M.; XU, B.; WARDE-FARLEY, D.; OZAIR, S.; COURVILLE, A.; BENGIO, Y. Generative Adversarial Nets. **Machine Learning**, 2014. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/1406.2661>. Acesso em: 08 de dez. de 2024.

IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Censo Demográfico 2022: População por Idade e Sexo. Disponível em: https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/media/com_mediaibge/arquivos/0c84737978791f626ea10b75eae18b3c.docx#:~:text=De%20acordo%20com%20o%20Censo,rela%C3%A7%C3%3o%20%C3%A0quela%20recenseada%20em%202010. Acesso em: 27 de ago. de 2024.

INTELBRAS, 2022. A importância do alarme para idosos que moram sozinhos. Disponível em: <https://blog.intelbras.com.br/melhor-alarme-para-idosos/>. Acesso em: 27 de ago. de 2024.

INTELBRAS, 2024. Especificações Técnicas – Câmera Inteligente Interna Wi-Fi Full HD 360 iM4 C. Disponível em: <https://www.intelbras.com/pt-br/camera-interna-inteligente-wi-fi-full-hd-360deg-im4>. Acesso em: 22 dez. 2024

LANGE, C. **Acidentes domésticos em idosos com diagnóstico de demência atendidos em um ambulatório de Ribeirão Preto, SP.** 200. 221f. Tese (Doutorado em Enfermagem Fundamental) – Escola de Enfermagem da Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2005.

LOPES, M. A. L. **Benchmark de Sistemas Embebidos para Machine Learning em Visão Computacional.** 2021. 60f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores – Sistemas Autônomos) – Instituto Superior de Engenharia do Porto, 2021.

MANO, L. Y.; VOLPATO, T.; FUNES, M. M.; NETO, J. R. T. Explorando tecnologias de IoT no contexto de Health Smart Home: uma abordagem para detecção de quedas em pessoas idosas. **Journal on Advances in Theoretical and Applied Informatics**, v. 2, n. 1, p. 46-57, 2016. DOI: <https://doi.org/10.26729/jadi.v2i1.1667>. Disponível em:

<https://revista.univem.edu.br/jadi/article/view/1667><https://revista.univem.edu.br/jadi/article/view/1667>. Acesso em: 09 de dez. de 2024.

MARENGONI, M.; STRINGHINI, D. Tutorial: Introdução à Visão Computacional usando OpenCV. **Revista de Informática Teórica e Aplicada**, v. 16, n. 1, p. 125 – 160, 2009. DOI: 10.22456/2175-2745.11477.

MARINHO, C. L.; NASCIMENTO, V.; BONADIMAN, B. S. R.; TORRES, S. R. F. Causas e consequências de quedas de idosos em domicílio. **Brazilian Journal of Health Review**, v. 3, n. 3, p. 6880-6896, 2020. DOI: 10.34119/bjhrv3n3-225.

MELO, B. R. S.; SANTOS, P. R. S.; GRATÃO, A. C. M. Fatores de risco extrínsecos para queda em idosos: uma revisão bibliográfica. **Revista Eletrônica Acervo Saúde**, v. 6, n. 2, p. 695-703, 2014.

MILANO, D. HONORATO, L. B. Visão Computacional. Universidade Estadual de Campinas, p. 1-7, 2010.

MITALL, S. A Survey on optimized implementation of deep learning models on the NVIDIA Jetson platform. **Journal of Systems Architecture**, v. 97, p. 428 – 442, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sysarc.2019.01.011>.

MITCHELL, T. M.; **Machine Learning**. 1 ed. [S.1.]: McGraw-Hill, 1997. P. 1 – 424. ISBN 978-0-07-042807-2.

MONFORT, M.; ANDONIAN, A.; ZHOU, B.; RAMAKRISHNAN, K.; BARGAL, S. A.; YAN, T.; BROWN, L.; FAN, Q.; GUTFRUEND, D.; VOLDRICK, C.; OLIVA, A. Moments in Time Dataset: one million videos for event understanding. **Computer Vision and Pattern Recognition**, 2019. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1801.03150>. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/1801.03150>. Acesso em: 08 de dez. de 2024.

NEGRI, L. S.; RUY, G. F.; COLLODETTI, J. B.; PINTO, L. F.; SORANZ, D. R. Aplicação de um instrumento para detecção precoce e previsibilidade de agravos na população idosa. **Ciência e Saúde Coletiva**, v. 9, n. 4, p. 1033 – 1046, 2004.

NVIDIA, 2024. GPU NVIDIA A100. Disponível em: <https://www.nvidia.com/pt-br/data-center/a100/>. Acesso em: 23 de nov. de 2024.

PAIXÃO, G. M. de M.; SANTOS, B. C.; ARAUJO, R. M. de; RIBEIRO, M. H.; RIBEIRO, A. L. Machine Learning na Medicina: Revisão e Aplicabilidade. **Arquivos Brasileiros**

de **Cardiologia**, v. 118, n. 1, p. 95 – 102, 2022. DOI: <https://doi.org/10.36660/abc.20200596>. Acesso em: 02 de dez. de 2024.

PEDROSO, Y. R. da S. **USO DE REDES NEURAIIS PARA IDENTIFICAÇÃO DE EMBARCAÇÕES**, 2024. 49f. Monografia (Graduação no curso de Engenharia de Controle e Automação) – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Amazonas, Campus Distrito Industrial (IFAM – CMDI), Manaus, Amazonas, 2024.

PHAM, H. V.; TRAN, T. G.; LE, C. D.; LE, A. D.; VO, H. B. Benchmarking Jetson Edge Devices with an End-to-End Video-based Anomaly Detection System. **Computer Vision and Pattern Recognition**, 2023. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.16834>. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2307.16834>. Acesso em: 08 de dez. de 2024.

RAMOS, B. L. V. L.; FLORENTINO, C. V. F. S.; ANDRADE, I. C. R.; TENÓRIO, M. A.; SILVA, J. I. F. Acidentes domésticos prevalentes na pessoa idosa. Tópicos especiais em Ciências da Saúde: Teoria, Métodos e Práticas 5, Capítulo 34, p. 392 – 401, 2022. DOI: 10.47573/aya.5379.2.78.34.

RASPBERRY PI, 2024. Raspberry Pi 4. Disponível em: <https://www.raspberrypi.com/products/raspberry-pi-4-model-b/specifications/>. Acesso em: 23 de nov. de 2024.

REUS, M. **Detector: um sistema de monitoramento de pessoas utilizando microcontroladores e Smartphones**. 2012. 60f. Monografia (Graduação no curso de Ciência da Computação) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, 2012.

RIOS, M. L.; NETTO, J. F. M. Uma Abordagem Utilizando Visão Computacional para Monitoramento de Robôs Móveis em Ambientes de Tarefas na Robótica Educacional. V Congresso Brasileiro de Informática na Educação (CIEB 2016). **Anais do XXVII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2016)**. DOI: 10.5753/cbie.sbie.2016.480. Acesso em: 18 de nov. de 2024.

SANTANA, C. da S.; RAYMUNDO, T. M.; SANTANA, M. P.; SILVA, D. de O.; ELUI, V. M. C.; MARQUES, P. M. de A. (2014). Uso de equipamentos de monitoramento da saúde por idosos no ambiente doméstico. **Revista Brasileira De Geriatria E**

Gerontologia, v. 17, n. 2, p. 383–393. DOI: <https://doi.org/10.1590/S1809-98232014000200015>. Acesso em: 18 de nov. de 2024.

SANTOS, A, M. R.; PEREIRA, D. B. D.; CARVALHO, L. C. S.; MADEIRA, M. Z. A.; ANDRADE, E. M. L. R. Acidentes domésticos em idosos atendidos em um hospital de urgência. **Revista Eletrônica de Enfermagem**, v. 18, p. 1 – 12, 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.5216/ree.v18.36569>. Disponível em: <https://revistas.ufg.br/fen/article/view/36569/21676>. Acesso em: 27 de ago. de 2024.

SCHINDLER, K.; GOOL, L. V. Action snippets: How many frames does human action recognition require? **2008 IEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, USA**. DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2008.4587730>. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4587730/authors#authors>. Acesso em: 20 de dez. de 2024.

SHIDDIEQY, H. A.; HARIADI, F. I.; ADIONO, T. Implementation of deep-learning based image classification on single board computer. **2017 International Symposium on Electronics and Smart Devices (ISESD), Indonesia**. 2017, p. 133-137, DOI: 10.1109/ISESD.2017.8253319. Acesso em: 23 de nov. de 2023.

SILVA, J. I. F. Acidentes domésticos prevalentes na pessoa idosa. *Tópicos especiais em Ciências da Saúde: Teoria, Métodos e Práticas* 5, Capítulo 34, p. 392 – 401, 2022. DOI: 10.47573/aya.5379.2.78.34.

SILBERSCHATZ, A.; GALVIN, P. B.; GAGNE, G. **Operating System Concepts**. 10. ed. [S.l.]: John Wiley Sons, 2018.

SINGH, A.; LE, T.; NEGUYEN, T. L.; WHELAN, D.; O'REILLY, M.; CAULFIELD, B.; IFRIM, G. Classification of Human Exercise Videos Through Pose Estimation and Multivariate Time Series Analysis. **AI for Disease Surveillance and Pandemic Intelligence**, p. 181 – 199, 2022. DOI: 10.1007/978-3-030-93080-6_14. Acesso em: 02 de fev. de 2025.

SOUSA, M. da C.; BARROSO, I. L. B.; VIANA, J. A.; RIBEIRO, K. N.; LIMA, L. N. F.; VACCIN, P. D. A.; SILVA, V. G. P. da; NASCIMENTO, W. C. O envelhecimento da população: aspectos do Brasil e do mundo, sob o olhar da literatura. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 8, p.61871-61877, 2020. DOI: 10.34117/bjdv6n8-564. Acesso em: 18 de dez. de 2024.

SOUSA, N. C. de; OLIVEIRA, R. R. de; SALCI, M. A.; CARREIRA, L.; RODRIGUES, T. F. C. da. S.; RADOVANOVIC, C. A. T. Aumento nas reclamações de idosos sobre a saúde suplementar no Brasil. **Ciência e Saúde Coletiva**, v. 26, n. 3, p. 5123-5131, 2021. DOI: 10.1590/1413-812320212611.3.17942019; Acesso em: 18 de dez. de 2024.

SOUZA, C. M. de.; SILVA, A. N. Aplicativos para smartphones e sua colaboração na capacidade funcional de idosos. **Revista de Saúde Digital e Tecnologias Educacionais**, v. 1, n.1, p. 6-19, 2016. Disponível em: <https://repositorio.ufc.br/handle/riufc/20048>. Acesso em: 09 de dez. de 2024.

THAMAY, F.; MORAIS, M. E. de. Monitoramento de crianças e idosos utilizando uma WBAN. **Revista de Saúde Digital e Tecnologias Educacionais**, v. 3, n. 4, p. 44-59, 2018. Disponível em: <https://repositorio.ufc.br/handle/riufc/34326>. Acesso em: 09 de dez. de 2024.

THINGIVERSE, 2021. **Jetson Nano 2GB Case**. Disponível em: <https://www.thingiverse.com/thing:4714504>. Acesso em: 02 de dez. de 2024.

UNITED NATIONS, 2024. **Popular Division**. 2024. Disponível em: <https://population.un.org/wpp/graphs>. Acesso em: 18 de nov. de 2024.

VICIELI, L. **Brasil tem 11,8 milhões de pessoas que moram sozinhas, diz IBGE**. 2023. Disponível em: https://www.em.com.br/app/noticia/nacional/2023/06/16/interna_nacional,1508125/brasil-tem-11-8-milhoes-de-pessoas-que-moram-sozinhas-diz-ibge.shtml. Acesso em: 10 de out. de 2024.

VIEIRA, D. A. G.; LISBOA, A. C.; SANTOS, A. L.; YEHIA, H. C.; BORTOLINI, D. E.; MAGALHÃES, H. A.; NETO, A. F.; NASCIMENTO, C. A. M. Visão computacional para monitoramento ambiental de áreas cobertos por linhas de transmissão utilizando reconhecimento de padrões. 2015. DOI: 10.13140/RG.2.1.4203.6967.

WITTEN, I. H.; FRANK, E.; HALL, M. A. **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques**, 3 ed. Elsevier Inc, 2011.

ZHOU. Y.; YANG, K. Exploring TensorRT to Improve Real-Time Inference for Deep Learning, **2022 IEEE 24th Int Conf on High Performance Computing & Communications; 8th Int Conf on Data Science & Systems; 20th Int Conf on Smart City; 8th Int Conf on Dependability in Sensor, Cloud & Big Data Systems**

& Application (HPCC/DSS/SmartCity/DependSys), China. 2022, p. 2011-2018, DOI: 10.1109/HPCC-DSS-SmartCity-DependSys57074.2022.00299. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10074837/authors#authors>. Acesso em: 08 de dez. de 2024.