



Universidade de Brasília

Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação

TRUE: um sistema para rastreamento, localização e identificação de usuários em ambientes inteligentes

Danilo Ávila Monte Christo Ferreira
Tales Mundim Andrade Porto

Monografia apresentada como requisito parcial
para conclusão do Bacharelado em Ciência da Computação

Orientador
Prof. Dr. Carla Denise Castanho

Coorientador
Fabricio Nogueira Buzeto

Brasília
2011

Universidade de Brasília — UnB
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação
Bacharelado em Ciência da Computação

Coordenador: Prof. Dr. Marcus Vinicius Lamar

Banca examinadora composta por:

Prof. Dr. Carla Denise Castanho (Orientador) — CIC/UnB
Prof. Dr. Ricardo Pezzoul Jacobi — CIC/UnB
Prof. Dr. Alexandre Zaghetto — CIC/UnB

CIP — Catalogação Internacional na Publicação

Ferreira, Danilo Ávila Monte Christo
Porto, Tales Mundim Andrade.

TRUE: um sistema para rastreamento, localização e identificação de usuários em ambientes inteligentes / Danilo Ávila Monte Christo Ferreira, Tales Mundim Andrade Porto. Brasília : UnB, 2011.

177 p. : il. ; 29,5 cm.

Monografia (Graduação) — Universidade de Brasília, Brasília, 2011.

1. rastreamento, 2. reconhecimento facial, 3. localização,
4. computação ubíqua

CDU 004.4

Endereço: Universidade de Brasília
Campus Universitário Darcy Ribeiro — Asa Norte
CEP 70910-900
Brasília-DF — Brasil



Universidade de Brasília

Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação

TRUE: um sistema para rastreamento, localização e identificação de usuários em ambientes inteligentes

Danilo Ávila Monte Christo Ferreira
Tales Mundim Andrade Porto

Monografia apresentada como requisito parcial
para conclusão do Bacharelado em Ciência da Computação

Prof. Dr. Carla Denise Castanho (Orientador)
CIC/UnB

Prof. Dr. Ricardo Pezzoul Jacobi Prof. Dr. Alexandre Zaghetto
CIC/UnB CIC/UnB

Prof. Dr. Marcus Vinicius Lamar
Coordenador do Bacharelado em Ciéncia da Computaçao

Brasília, 1 de dezembro de 2011

Dedicatória

Dedicamos este trabalho aos nossos pais, amigos, professores e namoradas, que nos apoiaram desde o início do projeto.

Agradecimentos

Um trabalho como este não chega a este ponto sem o apoio de várias pessoas. Primeiramente, gostaríamos de agradecer a Deus que nos deu força e superação nesses 12 meses de trabalho.

Um agradecimento especial a Professora Carla Castanho por nos ter acolhido e dedicado seu tempo em nos orientar e também ter apostado em nosso potencial. E também ao Fabrício por ter perdido suas tardes de quinta-feira nos ajudando no LAICO. A Ana pelas idéias e conhecimentos repassados.

Gostaríamos de agradecer aos professores Ricardo Jacobi e Alexandre Zagheto por ter-nos dado a honra de participar da nossa banca.

Por fim, agradecemos aos amigos, namoradas e familiares que nos aturaram todo esse tempo de stress e dedicação.

Resumo

Ambientes inteligentes, ou *smart spaces*, caracterizam-se pela interação proativa e personalizada de recursos tecnológicos com seus usuários. De acordo com os princípios da Computação Ubíqua, esta interação deve ocorrer da maneira mais transparente possível, ou seja, a percepção do usuário com relação à tecnologia utilizada deve ser minimizada.

A inteligência do ambiente é provida por aplicações, normalmente, construídas sobre uma base denominada de Middleware, que utilizam de informações de contexto sobre usuários e dispositivos. Dados como a posição do usuário e sua respectiva identidade são essenciais para a construção de aplicações personalizadas que possam atender de forma proativa às necessidades do mesmo.

Nesse contexto, este trabalho apresenta um sistema, denominado TRUE (*Tracking and Recognizing Users in the Environment*), que realiza reconhecimento facial, rastreamento e localização de usuários em um ambiente inteligente gerenciado pelo Middleware *uOS*. O sistema utiliza, como dados de entrada, imagens de cor e de profundidade providas pelo sensor *Kinect*.

Palavras-chave: rastreamento, reconhecimento facial, localização, computação ubíqua

Abstract

Smart spaces are characterized by proactive and personalized interaction between technological resources and users. According to the principles of Ubiquitous Computing, this interaction should occur in the most transparent way possible. In other words, the user perception regarding the technology used should be minimized.

The intelligence of the environment is provided by applications, usually built on a foundation called middleware, which use contextual information about users and devices. Data such as the user's position and its corresponding identity are essential for building custom applications that can respond proactively to his/her needs.

In this context, this work presents a system called TRUE (Tracking and Recognizing Users in the Environment), which performs facial recognition, tracking and localization of users in a smart space managed by the middleware uOS. The system uses as input data, color and depth images provided by the sensor Kinect.

Keywords: tracking, face recognition, localization, ubiquitous computing

Sumário

1	Introdução	1
2	Fundamentação Teórica	3
2.1	Rastreamento	4
2.1.1	Representação da Entidade	5
2.1.2	Seleção de características para rastreamento	6
2.1.3	Detecção de entidades	7
2.1.4	Rastreamento de entidades	7
2.2	Localização	8
2.3	Identificação	10
2.3.1	Biometria	11
2.3.2	Reconhecimento Facial	13
3	Trabalhos Correlatos	26
3.1	Projeto CHIL	26
3.1.1	Rastreamento de pessoas	26
3.1.2	Identificação de pessoas	28
3.2	SmartFlow	29
3.2.1	Detecção de Movimento e Rastreamento	30
3.2.2	Detecção e Reconhecimento Facial	31
3.3	AVIARY e MICASA	32
3.3.1	Rastreamento e Reconhecimento facial	33
4	Sistema TRUE	35
4.1	Middleware <i>uOS</i>	36
4.2	Módulo de Reconhecimento	38
4.2.1	Pré-processamento e Processamento da Imagem	38
4.2.2	Detecção Facial	39
4.2.3	Reconhecimento Facial com <i>Eigenfaces</i>	40
4.3	Módulo de Rastreamento	42
4.4	Relação Rastreamento e Reconhecimento	44
4.5	Módulo de Registro	47
4.6	Módulo de Integração	48
5	Resultados e Análises	52
5.1	Rastreamento dos Usuários	53
5.2	Localização dos Usuários	56

5.2.1	Teste de localização para o eixo z	57
5.2.2	Teste de localização para o eixo x	58
5.3	Reconhecimento dos Usuários	60
5.4	Integração com Middleware <i>uOS</i>	63
6	Conclusões	66
6.1	Trabalhos Futuros	67
A	Kinect	68
B	Processamento da imagem	70
B.1	Escala de Cinza	70
B.2	Corte da Imagem	70
B.3	Redimensionamento	71
B.4	Equalização	72
C	JNI	73
C.1	HelloWorld	73
Referências		75

Listas de Figuras

1.1	Middleware <i>uOS</i>	2
2.1	Representações de entidades rastreadas. (a) Centroide, (b) múltiplos pontos, (c) representação retangular, (d) representação elíptica, (e) representação de múltiplas partes, (f) esqueleto, (g) contorno por pontos, (h) contorno completo, (i) silhueta (54)	5
2.2	Imagen de profundidade de uma caneca de café (24).	8
2.3	(a) Exemplo de Lateração (21). (b) Exemplo de Angulação (21).	9
2.4	Exemplo de uma textura artificial adicionada a cena por meio de pontos de luz infravermelha utilizando o método Luz Estruturada (46).	10
2.5	Exemplos de algumas características biométricas (25).	11
2.6	Exemplo de uma imagem de uma pessoa com a mesma expressão facial, vista do mesmo ponto de vista mas sobe diferentes condições de iluminação (37).	15
2.7	Exemplo de um processo de detecção de uma face em uma imagem.	16
2.8	Componentes Básicos do Método <i>Viola-Jones</i> (33).	18
2.9	Exemplo de Características <i>Haar</i> básicas. Adaptada de (2).	18
2.10	Características <i>Haar</i> básicas com dois, três e quatro retângulos (38).	19
2.11	Ilustração de uma classificador em cascata composto com uma cadeia de filtros (2).	20
2.12	Distância euclidiana entre dois pontos em duas dimensões (20).	22
2.13	(a) Imagens de rosto para dez pessoas. (b) As seis primeiras componentes principais (20). (Adaptada)	23
2.14	Imagens das faces de dois indivíduos (20).	24
2.15	As distribuições de dados no reconhecimento com <i>Eigenfaces</i> . Adaptado de (20).	24
3.1	Caixa delimitadora e posição do centro dos olhos no sistema de identificação facial do Projeto CHIL (47).	28
3.2	Fluxo da informação na arquitetura do ambiente inteligente (43).	30
3.3	A configuração do ambiente inteligente (43).	31
3.4	Mapa de ocupação probabilística. Adaptada de (43).	31
3.5	Representação dos ambientes inteligentes MICASA e AVIARY (49).	32
3.6	Método de detecção e reconhecimento facial (49).	34
4.1	Interação entre o módulos do Sistema TRUE.	36
4.2	Camadas do middleware <i>uOS</i>	37

4.3	Exemplo de uma imagem composta somente pela região em que o usuário se encontra.	38
4.4	Módulo de Reconhecimento do Sistema TRUE.	39
4.5	Exemplo de uma imagem de face capturada, a mesma em escala de cinza e depois equalizada. Adaptada de (16).	39
4.6	Banco de imagens de faces da Universidade de Cambridge (10).	41
4.7	Fluxo de execução do processo de reconhecimento facial no Sistema TRUE.	42
4.8	Exemplo de uma imagem de profundidade fornecida pelo <i>Kinect</i>	43
4.9	Plano cartesiano de três dimensões onde o <i>Kinect</i> representa a coordenada (0, 0, 0).	44
4.10	Imagen do Sistema TRUE de um usuário rastreado e localizado.	44
4.11	Representação das etapas propostas para o rastreamento.	45
4.12	Representação da relação que o Módulo de Rastreamento terá com o Módulo de Reconhecimento quando um novo usuário for detectado.	46
4.13	Exemplo de um usuário rastreado e identificado pelo Sistema TRUE.	47
4.14	Módulo de Registro do Sistema TRUE.	48
4.15	Fluxo básico do treinamento do Sistema TRUE.	49
4.16	Diagrama de Classe do UserDriver.	51
5.1	Planta do <i>SmartSpace</i> LAICO.	52
5.2	Usuário entrando no campo de visão do <i>Kinect</i> no LAICO	53
5.3	Momento em que um novo usuário foi detectado pelo Sistema TRUE.	54
5.4	Oclusão parcial de usuário rastreado.	54
5.5	Oclusão de usuários.	55
5.6	Usuários posicionados lado a lado a uma distância de 4 metros do sensor <i>Kinect</i>	55
5.7	Usuário sendo rastreado em conjunto com o objeto que interage.	55
5.8	Usuários sofrendo interferência de outros ao seu redor.	56
5.9	Usuários do LAICO rastreados pelo Sistema TRUE.	56
5.10	Fotos obtidas pelo Sistema TRUE nos testes de localização para o eixo z.	57
5.11	Gráfico comparativo entre os valores obtidos pelo Sistema TRUE e os valores reais para o eixo z.	58
5.12	Fotos obtidas pelo Sistema TRUE nos testes de localização para o eixo x.	59
5.13	Gráfico comparativo entre os valores obtidos pelo Sistema TRUE e os valores reais para o eixo x.	60
5.14	Exemplo de imagens obtidas na etapa de cadastro do usuário.	61
5.15	Fluxo básico de execução do <i>listener UserListener</i>	64
5.16	Exemplo das mensagens enviadas pelo Twitter aos usuários no ambiente.	65
A.1	Sensor Kinect da Microsoft.	68
A.2	Organização interna do Kinect (17).	69

Lista de Tabelas

2.1	Requisitos teóricos para algoritmos de reconhecimento facial (30)	12
2.2	Requisitos práticos para algoritmos de reconhecimento facial (30)	13
4.1	Resultados do teste de reconhecimento feito com o usuário Danilo utilizando as diferentes distâncias.	42
4.2	Exemplos de dados de reconhecimento mantidos para cada usuário rastreado pelo Módulo de Rastreamento.	46
5.1	Comparativo entre os valores reais e os valores obtidos pelo Sistema TRUE para o eixo z	58
5.2	Comparativo entre as posições reais e os valores obtidos pelo Sistema TRUE.	59
5.3	Matriz de confusão para apresentar os resultados obtidos no primeiro conjunto de testes.	62
5.4	Taxas obtidas para o primeiro conjunto de testes de identificação.	62
5.5	Matriz de confusão para apresentar os resultados obtidos no segundo conjunto de testes.	63
5.6	Taxas obtidas para o segundo conjunto de testes de identificação.	63

Capítulo 1

Introdução

A Computação Ubíqua, ou *ubicomp*, vem sendo tema de diversas pesquisas desde o início dos anos 90. Mark Weiser (52, 53) diz que o computador do futuro deve ser algo invisível, permitindo ao usuário focar mais na tarefa a ser desempenhada do que no uso da tecnologia para tanto. A *ubicomp* tem como objetivo concretizar esta invisibilidade tecnológica criando cenários onde o computador se integra a ambiente físicos juntamente com o apoio de softwares especializados de modo a constituir ambientes inteligentes. Tais ambientes, também chamados de *smart spaces*, interagem com seus usuários e respectivos dispositivos, provendo serviços de modo proativo e transparente.

A inteligência presente em um *smart space* é fruto de aplicações que levam em consideração as informações de contexto do ambiente, isto é, informações sobre os usuários e dispositivos. Neste cenário, camadas de softwares denominadas de *middlewares* são responsáveis por orquestrar a interação e troca de informações entre aplicações, usuários e dispositivos. Dentre os inúmeros dados de contexto que podem ser extraídos do *smart space* destacam-se a localização e identidade do usuário, que são fundamentais para a implementação de serviços proativos e personalizados. Além disso, estes dados viabilizam a concepção de soluções de segurança em ambientes inteligentes (7).

A obtenção de informações acerca da localização e identificação dos usuários em *smart space* torna-se um desafio tendo em vista a dinamicidade do ambiente, onde usuários entram e saem a todo momento, além de interagirem entre si e com diversos dispositivos. Com a utilização de sensores é possível obter dados sobre os usuários, que podem ser utilizados em sistemas de rastreamento, localização e identificação. Estas tarefas, em conjunto, podem fornecer informações de contexto com as posições e as identidades de cada usuário no ambiente.

Neste trabalho foi desenvolvido um sistema de reconhecimento facial, rastreamento e localização de usuários para um ambiente inteligente gerenciado pelo Middleware *uOS* (9). O sistema, denominado TRUE (*Tracking and Recognizing Users in the Environment*), utiliza o sensor *Kinect* (1) como dispositivo de entrada. Este, por sua vez, fornece imagens de cor e de profundidade ao sistema. O Middleware *uOS* é voltado para a adaptabilidade de serviços em ambientes inteligentes. Conforme apresentado na Figura 1.1, o *uOS* atua como uma camada entre aplicações e *drivers*, sendo que estes agregam os serviços providos pelos dispositivos no ambiente.

O restante desta monografia encontra-se organizado da seguinte maneira. No Capítulo 2 são apresentados conceitos e técnicas sobre rastreamento de entidades, localização e



Figura 1.1: Middleware *uOS*.

identificação das mesmas, além dos principais desafios da área. No Capítulo 3 são analisados alguns projetos relacionados a rastreamento, identificação e localização de pessoas em ambientes inteligentes. O Sistema TRUE é apresentado no Capítulo 4, onde também são descritas as etapas de implementação e as soluções utilizadas para realizar rastreamento, localização e identificação de pessoas. Além disso, neste capítulo será detalhado a integração do Sistema TRUE com o Middleware *uOS*. O Capítulo 5 descreve a condução de testes para validação do sistema bem como os resultados obtidos. Por fim, no Capítulo 6 são elencadas algumas considerações finais sobre este trabalho bem como sugestões de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Em ambientes inteligentes, as informações de contexto sobre os usuários como localização e identidade são de grande importância proporcionando uma maior acurácia nas tomadas de decisões. Informações de contexto como essas são de difícil obtenção devido à dinamicidade do ambiente, no qual usuários entram e saem a todo momento e interagem com diversos equipamentos.

Para obter essas informações de contexto é necessário utilizar técnicas de identificação e localização mescladas com técnicas de rastreamento. O rastreamento pode ser definido como o problema de estimar a trajetória de uma entidade (objeto ou pessoa) em um plano de imagem à medida em que se move na cena. Em outras palavras, um rastreador atribui rótulos as entidades monitoradas em diferentes quadros de um vídeo (54).

Em um ambiente inteligente, o rastreamento de pessoas é uma das principais ferramentas para detectar novos usuários e serve como base para que novas informações possam ser coletadas. Por exemplo, para que seja possível realizar reconhecimento facial de uma pessoa é necessário, primeiramente, obter imagens de sua face, porém isso só é possível se soubermos onde tal pessoa se encontra na imagem, ou seja, é necessário primeiro detectá-la e rastreá-la. O mesmo acontece com a localização de pessoas. Nesse caso, com o rastreamento mesclado com informações de profundidade é possível obter a localização física das pessoas rastreadas.

Neste capítulo é apresentada a fundamentação teórica necessária acerca de rastreamento de entidades, localização e identificação fornecendo o embasamento necessário para que o leitor possa ter entendimento das soluções apresentadas neste trabalho.

Na Seção 2.1 será apresentada uma visão geral do processo de rastreamento e as dificuldades mais comumente encontradas, bem como as técnicas mais comuns de detecção e rastreamento, as diferentes maneiras de representar as entidades rastreadas e algumas de suas características utilizadas. A Seção 2.2 descreve o processo de obtenção da posição de entidades relativa a uma câmera utilizando imagens de profundidade. Na Seção 2.3, que trata questões relativas a identificação de pessoas, são apresentados conceitos gerais sobre biometria e as características biométricas existentes para identificação. Nessa seção também é mostrado os conceitos gerais e conceitos mais específicos das diferentes etapas do processo de reconhecimento: detecção de faces e reconhecimento das mesmas. Além desses conceitos, são apresentados alguns métodos utilizados atualmente em cada uma dessas etapas.

2.1 Rastreamento

O rastreamento de entidades, como pessoas ou objetos, é uma tarefa relevante do campo da computação visual. A proliferação de computadores com um alto poder computacional, a disponibilidade de câmeras de alta qualidade a um preço acessível e a crescente necessidade de sistemas automáticos de análise de vídeos têm gerado um grande interesse em algoritmos de rastreamento (54).

A detecção e o rastreamento de pessoas tem um grande potencial em aplicações de domínios diversos como animação, interação humano-computador, vigilância automatizada (monitorar uma cena para detectar atividades suspeitas), entre outros (54). Por esta razão, houve um crescimento notável na investigação deste problema.

Dentre os desafios que tornam o rastreamento de pessoas em um ambiente uma tarefa complexa, podemos citar os seguintes (54):

1. complexidade do corpo humano;
2. alta dinamicidade do ambiente;
3. ruído nas imagens;
4. complexidade do movimento das pessoas;
5. oclusões parciais ou totais de pessoas;
6. variação na iluminação do ambiente;
7. necessidade de processamento em tempo-real.

Algumas dessas dificuldades podem ser superadas com a utilização de imagens de profundidade ao invés de imagens de cor ou intensidade. As imagens de profundidade, além de serem muito pouco sensíveis às variações de iluminação, fornecem um conhecimento direto da estrutura da cena, que pode ser utilizada para simplificar as tarefas de rastreamento. Além disso, as câmeras que obtêm imagens de profundidade estão comercialmente disponíveis a preços acessíveis (19).

Basicamente, as abordagens para rastreamento de objetos se diferem na forma que tratam as seguintes perguntas (54):

- Qual representação do objeto é adequada para o rastreamento?
- Quais características na imagem devem ser utilizadas?
- Como o movimento, aparência e a forma do objeto deve ser modelada?

As respostas para estas perguntas dependem do contexto ou ambiente onde o rastreamento será utilizado e do uso final das informações de rastreamento (54).

O rastreamento de pessoas geralmente inicia com o processo de segmentação da imagem da pessoa do resto da imagem. Depois, essas imagens segmentadas são transformadas em outras representações para reduzir a quantidade de informação ou para atender os requisitos de um determinado algoritmo. Com isso, deve-se definir como as pessoas vão ser rastreadas quadro a quadro (34).

Basicamente, o processo de rastreamento pode ser dividido em duas etapas:

1. Detecção do objeto;
2. Rastreamento do objeto detectado.

Antes de detalhar cada uma dessas etapas e os métodos existentes, serão apresentados os modos de representação das entidades rastreadas bem como as características presentes nas imagens que podem ser utilizadas para rastreamento.

2.1.1 Representação da Entidade

Nos sistemas de rastreamento, as entidades rastreadas devem ser representadas de alguma maneira. Geralmente, as representações são baseados em suas formas, existindo uma forte relação entre a representação e o algoritmo de rastreamento escolhido (54). A representação é escolhida baseada no domínio da aplicação, sendo que as mais utilizadas são as seguintes:

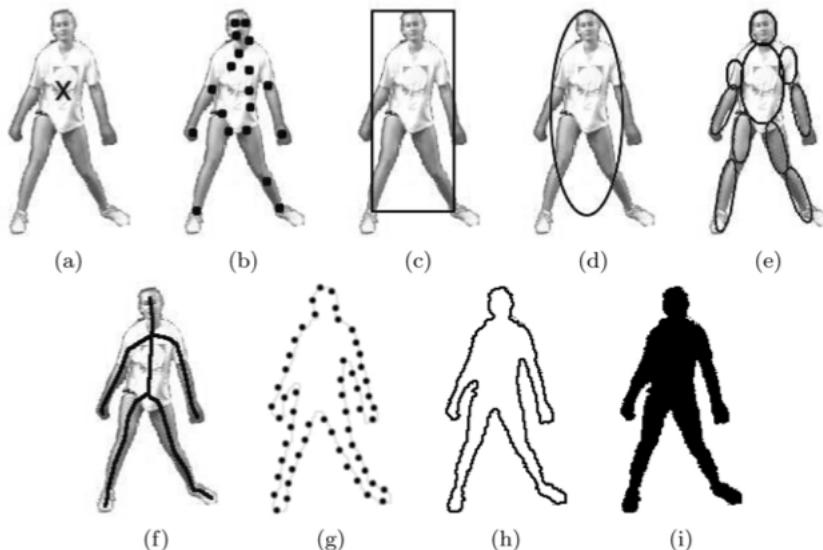


Figura 2.1: Representações de entidades rastreadas. (a) Centroide, (b) múltiplos pontos, (c) representação retangular, (d) representação elíptica, (e) representação de múltiplas partes, (f) esqueleto, (g) contorno por pontos, (h) contorno completo, (i) silhueta (54)

- **Pontos:** a entidade é representada por um ponto, como por exemplo a centroide (Figura 2.1(a)), ou por vários pontos (Figura 2.1(b)). Essa representação é mais indicada para rastreamento de entidades que ocupam uma pequena região na imagem (54);
- **Formas geométricas primitivas:** a entidade é representada por formas geométricas simples como um retângulo ou uma elipse, como mostrados nas Figuras 2.1(c) e (d) (11). Essa representação é mais indicada para entidades simples rígidas (54);
- **Silhueta e Contorno:** representação por contorno define os limites de uma entidade, como mostrado nas Figuras 2.1(g) e (h). A região interna do contorno é

chamada de Silhueta, como mostrado na Figura 2.1(i). Essa representação é mais indicada para rastrear entidades complexas de forma não rígida (54, 55). Ela é popular devido à sua simplicidade. A silhueta ou contorno de uma entidade pode ser obtida definindo métodos de limiarização ou subtração, podendo ser utilizada tanto com imagens 2D quanto 3D. A representação 2D geralmente é mais simples (34);

- **Modelos de formas articuladas:** entidades articuladas são compostas por partes do corpo que se ligam por meio de juntas. Para representá-las, utiliza-se figuras geométricas para cada parte do corpo, como mostrado na Figura 2.1(e) (54);
- **Modelos de esqueletos:** modelos de esqueletos são extraídos da entidade rastreada, como mostrado na Figura 2.1(f). Essa representação pode ser utilizada tanto para entidades articuladas rígidas quanto para não rígidas (54);

Para rastreamento de pessoas a representação por meio de contorno ou silhuetas são as mais apropriadas (54).

Observa-se que o rastreamento de várias pessoas de maneira simultânea é considerada uma tarefa complexa. As representações das pessoas rastreadas podem se dividir ou fundir em novas representações devido a possíveis oclusões ou ruídos na imagem. Além disso, a aparência do objeto pode variar devido a sombras e mudanças da iluminação (34).

2.1.2 Seleção de características para rastreamento

A seleção das características é uma tarefa crítica para o rastreamento e está fortemente relacionada com a representação da entidade. Em geral, a seleção procura as características mais singulares para que a entidade rastreada seja facilmente distinguida. As características mais comuns utilizadas atualmente são (22, 54):

- **Cor:** a cor da entidade é influenciada principalmente por duas características, isto é, a distribuição da iluminação e a propriedade de reflectância da entidade. Geralmente, a representação *RGB* (*Red Green Blue*) é utilizada para representar a cor;
- **Borda:** os limites de uma entidade geram uma grande variação de intensidade na imagem e são menos sensíveis a variações na iluminação comparado com as cores. A detecção por meio das bordas é utilizada para identificar essas variações de intensidade na imagem. Os algoritmos que detectam as bordas geralmente as utilizam para representação das entidades;
- **Fluxo óptico:** é um campo denso de vetores de deslocamento que define a tradução de cada *pixel* em uma região. Ele é calculado a partir da restrição de luminosidade, que pressupõe a constância de brilho nos *pixels* correspondentes nos quadros consecutivos;
- **Textura:** é a medida da intensidade da variação da superfície que quantifica propriedades como suavidade e regularidade. A Textura é menos sensível a variação da iluminação se comparada com a cor.

De todas as características acima descritas, a mais utilizada no rastreamento é a cor (54).

2.1.3 Detecção de entidades

Todo método de rastreamento requer um mecanismo de detecção de entidades que pode ser realizada a cada *frame* (quadro) obtido ou na primeira vez que a entidade a ser rastreada entra no campo de visão. Os métodos mais populares são (23, 44, 54):

- **Detector de pontos:** esses detectores são usados para encontrar pontos de interesse dentro da imagem que possuem uma textura expressiva. Pontos de interesse são amplamente utilizados no rastreamento. A qualidade desejável para o ponto de interesse é que seja invariante diante das mudanças de iluminação e ângulo de visão da câmera.
- **Subtração de fundo:** é um método popular para segmentação de movimento, especialmente nas situações em que o plano de fundo é relativamente estático. Ele detecta as regiões de movimento na imagem obtendo a diferença *pixel* a *pixel* entre o quadro corrente e o quadro referente ao plano de fundo. Geralmente, um algoritmo de componentes conectadas é aplicado para obter regiões conectadas que correspondem a uma entidade.
- **Segmentação:** o objetivo do algoritmo de segmentação é partitionar a imagem em regiões com certo grau de similaridade. Todo algoritmo de segmentação tem dois problemas: o critério para definir uma boa partição e o método para arquivar particionamentos eficientes.

2.1.4 Rastreamento de entidades

O objetivo do rastreamento de entidades é conhecer a trajetória do mesmo no tempo localizando sua posição em cada *frame* (quadro). O rastreamento também pode prover a região completa na imagem ocupada pela entidade a cada instante (54).

As atividades de detecção de entidades e de estabelecimento de correspondências entre elas e as instâncias dos quadros podem ser realizadas tanto separadamente como concomitantemente. No primeiro caso, as prováveis regiões de entidades são obtidas e o rastreador encontra correspondência entre as entidades e os quadros. No último caso, as prováveis regiões e as correspondências são feitas juntas e estimadas pela atualização iterativa da localização da entidade e de regiões de informações obtidas dos quadros anteriores (54).

Os métodos de rastreamento de entidades mais utilizados atualmente são (54):

- **Rastreamento de pontos:** as entidades detectadas a cada quadro são representadas por pontos e a associação entre os pontos é feita com base no estado anterior da entidade que pode incluir a posição e o movimento. Essa abordagem requer um mecanismo externo para detectar a entidade a cada quadro;
- **Rastreamento de núcleo:** as entidades são rastreados pelo cálculo do movimento do núcleo em quadros consecutivos. Esse movimento geralmente está na forma de transformações paramétricas como translação e rotação. O núcleo se refere ao formato ou aparência da entidade.
- **Rastreamento de silhuetas:** o rastreamento é feito estimando a região da entidade a cada quadro. Dado os modelos de entidades, silhuetas são rastreadas por

qualquer forma de correspondência ou evolução de contorno. Ambos os métodos podem ser essencialmente considerados como segmentação de entidades aplicada no domínio temporal utilizando as silhuetas geradas a partir dos quadros anteriores.

Com as entidades rastreadas, para obter a posição dos mesmos deve-se obter informações de profundidade. Na próxima seção que trata de localização, será descrito como essas informações são obtidas utilizando imagens de profundidade.

2.2 Localização

As informações provenientes do rastreamento de uma entidade servem como base para que a localização da mesma possa ser obtida. Com essas informações é possível determinar os pontos da imagem que representam a entidade e calcular as distâncias dos mesmos em relação a câmera utilizada na captura das imagens. Este cálculo consiste em uma tarefa relevante em sistemas de computação visual (24). Para isso, deve-se obter informações de profundidade das entidades em interesse. Essas informações podem ser obtidas utilizando imagens de intensidade ou de profundidade.

Uma maneira comum de se obter informações de profundidade de imagens de intensidade é adquirir um par de imagens usando duas câmeras deslocadas entre si por uma distância conhecida. Como alternativa, duas ou mais imagens obtidas de uma câmera em movimento também podem ser utilizadas para calcular informações de profundidade (24). Esse método é conhecido como *Stereo Vision* e necessita ser bem calibrado. Além disso, os algoritmos que implementam este método geralmente são computacionalmente custosos e não funcionam em ambiente com baixa condição de iluminação (41).

Informações de profundidade também podem ser obtidas indiretamente através de imagens de intensidade utilizando sinais na imagem, como sombreamento e textura (24).

Ao contrário das imagens de intensidade, imagens cujo valor em cada pixel é uma função da distância do ponto correspondente na cena do sensor são chamadas de imagens de profundidade, exemplificada na Figura 2.2. Estas imagens podem ser adquiridas diretamente utilizando sensores específicos (24). Alguns dos métodos para se obter imagens de profundidade mais conhecidos são:

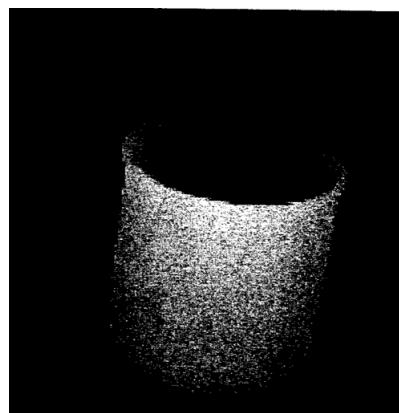


Figura 2.2: Imagem de profundidade de uma caneca de café (24).

1. **Triangulação:** utiliza as propriedades geométricas do triângulo para calcular a localização de entidades. Pode ser dividida em duas subcategorias (21):

- **lateração:** computa a posição de uma entidade estimando sua distância a múltiplos ponto de referência. Calcular a posição de uma entidade em duas dimensões requer estimativas de distância de três pontos não colineares como mostrado na Figura 2.3a. Nesta figura, para se obter a localização da entidade X é necessário obter a distância entre a mesma e três pontos de referência não colineares.
- **angulação:** utiliza ângulos para determinar a localização da entidade. Em geral, angulação em duas dimensões requer estimativas de dois ângulos e a estimativa da distância entre dois pontos de referência como mostrado na Figura 2.3b. Nesta figura, para se localizar a entidade X utiliza-se ângulos relativos a um vetor de referência 0° e a distância entre dois pontos de referência;

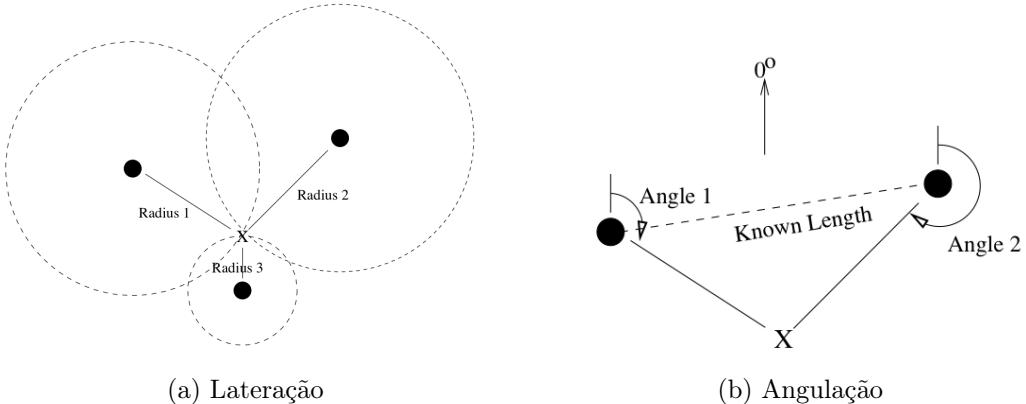


Figura 2.3: (a) Exemplo de Lateração (21). (b)Exemplo de Angulação (21).

2. **Tempo de Vôo (TOF - Time of flight):** a distância até a entidade é calculada observando a diferença de tempo entre o pulso eletromagnético transmitido e recebido. A informação de profundidade também pode ser obtida através da detecção da diferença de fase entre as ondas transmitidas e as recebidas de um feixe de amplitude modulada (24, 41). Câmeras TOF provêm imagens de profundidade com melhor acurácia em relação ao método de *Stereo Vision*, porém são muito caras e pouco acessíveis (41);
3. **Luz Estruturada:** uma imagem de profundidade não pode ser obtida utilizando somente um sensor de vídeo. Porém, adicionando uma textura artificial na cena, como na Figura 2.4, uma imagem de profundidade pode ser recuperada. Esse princípio consiste na projeção de pontos de luz infravermelhos na cena que são recuperados por uma câmera infravermelha que lê a textura. Trata-se de um método mais acessível que o TOF, porém é pouco eficiente para estimar a distância dos pontos nas bordas dos objetos e em posições muito longe do sensor (41);

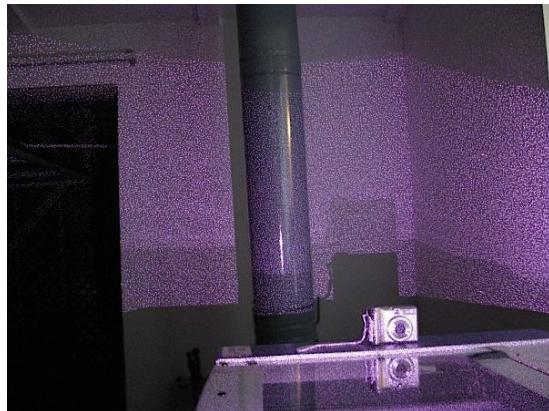


Figura 2.4: Exemplo de uma textura artificial adicionada a cena por meio de pontos de luz infravermelha utilizando o método Luz Estruturada (46).

Imagens de profundidade são úteis devido a sua especificação explícita de valores de profundidade. Ao mesmo tempo acreditava-se que se a informação de profundidade fosse disponibilizada de maneira explícita, o processamento posterior da imagem seria facilitado. Tornou-se claro que a informação de profundidade ajuda, porém a tarefa básica de interpretação de imagens mantém todas as suas dificuldades (24).

2.3 Identificação

Um ambiente ubíquo capaz de identificar seus usuários, pode prover uma personalização automática do ambiente de acordo com as preferências do usuário e até mesmo prover um ambiente mais seguro com controle de acesso físico e prevenção de fraudes (7). A identificação de um usuário em um ambiente inteligente é feita por meio de sistemas de reconhecimento automático. Nos últimos anos, pesquisas vem sendo desenvolvidas para criação deste tipo de sistema (7, 42, 43, 47, 49, 51).

As abordagens de identificação pessoal que utilizam “alguma coisa que você sabe”, como um número de identificação pessoal (PIN - *Personal Identification Number*), ou “alguma coisa que você tenha”, como um cartão de identificação, não são confiáveis ou suficientes para satisfazer os requisitos de segurança de um sistema de identificação porque não têm a capacidade de diferenciar um usuário legítimo de um impostor que adquiriu de forma ilegal o privilégio de acesso (26). Esta fragilidade pode ser evitada utilizando biometria. Acredita-se que alguns traços físicos ou comportamentais são muito mais complicados de serem forjados que uma cadeia de caracteres, por exemplo (25).

Hoje em dia, várias técnicas de reconhecimento biométrico por meio da face, íris, voz, entre outras, vêm sendo estudadas e utilizadas em sistemas de reconhecimento automático (42). Dentre estas, o reconhecimento por meio da face se destaca pois sua aquisição é realizada de maneira fácil e não intrusiva, tornando-a ideal para ser utilizada em um ambiente inteligente.

2.3.1 Biometria

Biometria é uma tecnologia utilizada para identificação de um indivíduo baseado em suas características físicas ou comportamentais para realizar a identificação e, por isso, tem a capacidade de diferenciar entre um indivíduo legítimo de um impostor (26). As características físicas estão relacionadas à composição do corpo humano e seu formato e as comportamentais estão relacionadas à forma como o corpo humano faz algo (25). A Figura 2.5 contém alguns exemplos desses dois tipos diferentes de características biométricas.

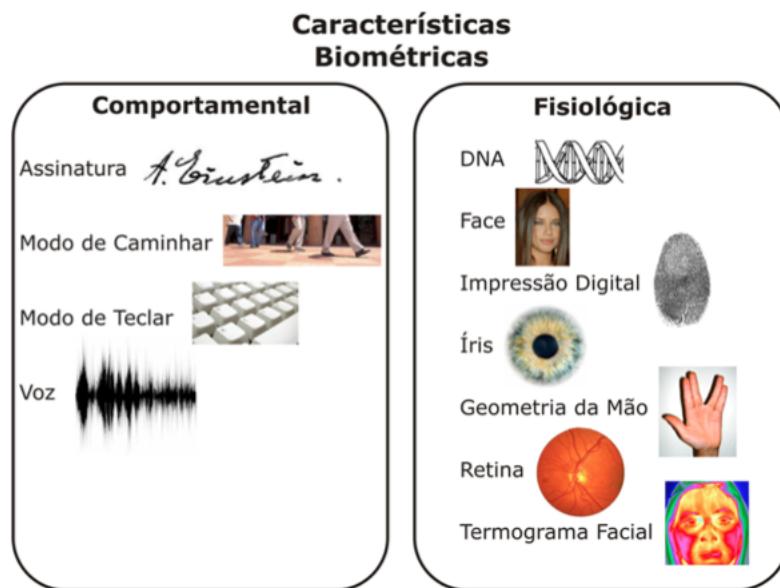


Figura 2.5: Exemplos de algumas características biométricas (25).

Teoricamente, qualquer característica física/comportamental pode ser utilizada para identificação caso siga alguns dos seguintes requisitos (30):

1. **universalidade:** qualquer pessoa comum pode ser avaliada sobre essa característica;
2. **singularidade:** dada duas pessoas distintas, elas não podem ter a mesma característica dentro de uma proporção satisfatória;
3. **permanência:** a característica não pode mudar significativamente de acordo com o tempo;
4. **exigibilidade:** pode ser mensurada quantitativamente.

Porém, na prática também são considerados outros requisitos (30):

1. **desempenho:** o processo de identificação deve apresentar um resultado aceitável;
2. **aceitação:** indica em que ponto as pessoas estão dispostas a aceitar o sistema biométrico;

3. **evasão**: refere-se a facilidade de ser adulterado.

São várias as vantagens que os sistemas biométricos têm em relação aos sistemas convencionais. Dentre elas se destacam (25):

- características biométricas não podem ser perdidas ou esquecidas;
- características biométricas são difíceis de serem copiadas, compartilhadas e distribuídas;
- os sistemas biométricos necessitam que a pessoa esteja presente no local da autenticação.

Na prática um sistema biométrico deve ser capaz de (26):

1. atingir uma acurácia aceitável e com uma velocidade razoável;
2. não ser prejudicial aos indivíduos e ser aceito pela população alvo;
3. ser suficientemente robusto para métodos fraudulentos.

Novas técnicas de reconhecimento por meio da face, íris, retina e voz, entre outras, têm sido abordadas para aplicações em sistemas de reconhecimento automático (7, 42). Das nove características utilizadas atualmente a face é uma das mais populares (30). Nas Tabelas 2.1 e 2.2 são mostradas as nove características e seus respectivos comportamentos baseados nos requisitos mencionados acima. A Tabela 2.1 apresenta os requisitos teóricos necessários para escolha de um determinada característica biométrica. Já a Tabela 2.2 apresenta os requisitos práticos que necessitam ser atendidos pelo sistema empregado no reconhecimento da característica.

Tabela 2.1: Requisitos teóricos para algoritmos de reconhecimento facial (30).

Biometria	Universidade	Singularidade	Permanência	Exigibilidade
Face	Alta	Baixa	Média	Alta
Digital	Média	Alta	Alta	Média
Geometria da Mão	Média	Média	Média	Alta
Veia da Mão	Média	Média	Média	Média
Iris	Alta	Alta	Alta	Média
Retina	Alta	Alta	Média	Baixa
Assinatura	Baixa	Baixa	Baixa	Alta
Voz	Média	Baixa	Baixa	Média
Termograma	Alta	Alta	Baixa	Alta

Os sistemas biométricos podem ser classificados em sistemas de verificação ou identificação:

Tabela 2.2: Requisitos práticos para algoritmos de reconhecimento facial (30).

Biometria	Desempenho	Aceitação	Evasão
Face	Baixa	Alta	Baixa
Digital	Alta	Média	Alta
Geometria da Mão	Média	Média	Média
Veia da Mão	Média	Média	Alta
Iris	Média	Média	Alta
Retina	Alta	Baixa	Alta
Assinatura	Baixa	Alta	Baixa
Voz	Baixa	Alta	Baixa
Termograma	Média	Alta	Alta

- Sistemas de verificação são aqueles que autenticam a identidade dos usuários comparando-os com os próprios *templates*. Eles conduzem uma comparação “um para um” e determinam se o usuário é quem realmente diz ser. O maior desafio para esse tipo de sistema é a acurácia. Geralmente, não é muito difícil satisfazer o requisito de tempo de resposta pois somente uma comparação “um para um” é feita (26).
- Sistemas de identificação reconhecem um indivíduo pesquisando em todo o banco de dados procurando por uma correspondência. Eles conduzem uma comparação “um para muitos” para estabelecer a identidade do indivíduo. Ao contrário dos sistemas de verificação, nesse tipo de sistema tanto a acurácia quanto o tempo são os grandes desafios, por causa da necessidade de explorar todo o banco de dados (26).

A face é uma característica biométrica bastante atrativa. Um dos motivos que incentivou os diversos estudos sobre a utilização da face para reconhecimento são as vantagens que ela possui em relação a impressão digital e a íris. No reconhecimento por impressão digital a desvantagem consiste no fato que nem todas as pessoas possuem uma impressão digital com “qualidade” suficiente para ser reconhecida por um sistema. Já o reconhecimento por íris apresenta uma alta confiabilidade e larga variação, sendo estável pela vida toda. Porém, a desvantagem está relacionada ao modo de captura da íris que necessita de um alinhamento entre a câmera e os olhos da pessoa (7).

Além disso, aquisição da face é feita de forma fácil e não-intrusiva. Por ser constantemente exposta, a face possui baixa privacidade de informação. Caso uma base de faces seja roubada, essas informações não possibilitam seu uso impróprio.

2.3.2 Reconhecimento Facial

O reconhecimento facial é uma das atividades mais comuns realizadas diariamente por seres vivos dotados de certa inteligência. Essa simples atividade vem despertando o interesse de pesquisadores que trabalham com computação visual e inteligência artificial. O objetivo desses pesquisadores é de construir sistemas artificiais capazes de realizar o reconhecimento de faces humanas e a partir desta capacidade, construir os mais diferentes tipos de aplicações: sistemas de vigilância, controles de acesso, definições automáticas de perfis, entre outros (35).

No anos 70, os estudos do reconhecimento facial eram baseados sobre atributos faciais mensuráveis como olhos, nariz, sobrancelhas, bocas, entre outros. Porém, os recursos computacionais eram escassos e os algoritmos de extração de características eram inefficientes. Nos anos 90, as pesquisas na área ressurgiram, inovando os métodos existentes (7, 26) e disseminando a técnica.

Umas das maiores dificuldades dos sistemas de reconhecimento é tratar a complexidade dos padrões visuais. Mesmo sabendo que todas as faces possuem padrões reconhecidos, como boca, olhos e nariz, elas também possuem variações únicas que devem ser utilizadas para determinar as características relevantes. Outra dificuldade encontrada em relação a essas características é que elas possuem uma larga variação estatística para serem consideradas únicas para cada indivíduo. O ideal seria que a variância inter-classe seja grande e a intra-classe pequena, pois assim imagens de diferentes faces geram os códigos mais diferentes possíveis, enquanto imagens de uma mesma face geram os códigos mais similares possíveis. Portanto, estabelecer uma representação que capture as características ideais é um desafio (7).

Do ponto de vista geral, o reconhecimento facial continua sendo um problema aberto por causa de várias dificuldades que aumentam a variância intra-classe (26). Entre estas, destacamos as mais comuns (7):

- iluminação;
- ângulos e poses;
- expressões;
- cosméticos e acessórios;
- extração da face do contexto ou do fundo;

A Figura 2.6 mostra como uma mesma pessoa, com a mesma expressão facial, vista do mesmo ponto de vista, pode parecer drasticamente diferente quando as fontes de luz possuem diferentes direções (37).

No contexto de identificação, o reconhecimento facial se resume no reconhecimento de um “retrato” frontal, estático e controlado. Estático pois os “retratos” utilizados nada mais são que imagens e controlado pois a iluminação, o fundo, a resolução dos dispositivos de aquisição e a distância entre eles e as faces são essencialmente fixas durante o processo de aquisição da imagem (26).

Basicamente, o processo de reconhecimento facial pode ser dividido em duas tarefas principais (26):

1. Detecção de faces em imagens;
2. Reconhecimento das faces encontradas.

Detecção de faces em imagens

A primeira etapa para o reconhecimento de faces é a detecção de um rosto, e a partir daí a comparação do mesmo com modelos conhecidos pelo sistema (26, 35). Em um sistema de reconhecimento facial, tanto o tempo de resposta quanto a confiabilidade desta etapa influenciam diretamente no desempenho e o emprego deste sistema (35).

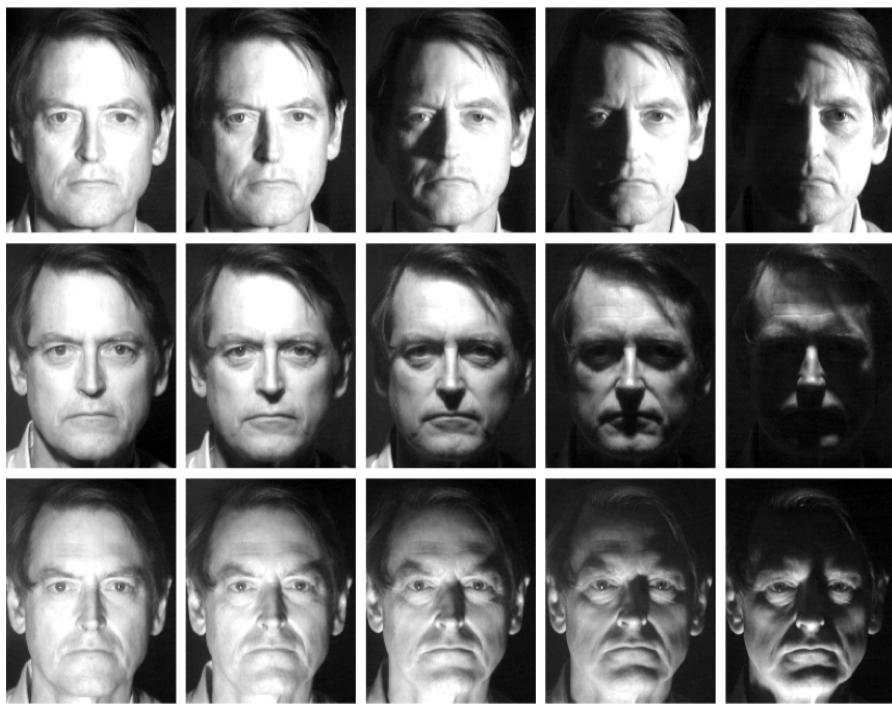


Figura 2.6: Exemplo de uma imagem de uma pessoa com a mesma expressão facial, vista do mesmo ponto de vista mas sobe diferentes condições de iluminação (37).

A detecção de faces é definida como o processo que determina a existência ou não de faces em uma imagem e uma vez encontrada alguma face, sua localização deve ser apontada através de um enquadramento ou através de suas coordenadas dentro da imagem (35). A Figura 2.7 representa um exemplo da detecção de uma face em uma imagem.

O processo de detecção de faces geralmente é dificultado pelos seguintes motivos (32, 35):

1. **Pose:** as imagens de uma face podem variar de acordo com a posição relativa entre a câmera e a face (frontal, 45 graus, perfil, “de cabeça para baixo”), e com isso algumas características da face, como olhos e nariz, podem ficar parcialmente ou totalmente ocultadas;
2. **Presença de acessórios:** características faciais básicas importantes para o processo de detecção podem ficar ocultadas pela presença de acessórios, como óculos, bigode, barba, entre outros;
3. **Expressões faciais:** embora a maioria das faces apresente estruturas semelhantes (olhos, bocas, nariz, entre outros) e são dispostas aproximadamente na mesma configuração de espaço, pode haver um grande número de componentes não rígidos e texturas diferentes entre as faces. Um exemplo são as flexibilizações causadas pelas expressões faciais;
4. **Obstrução:** faces podem ser obstruídas por outros objetos. Em uma imagem com várias faces, uma face pode obstruir outra;

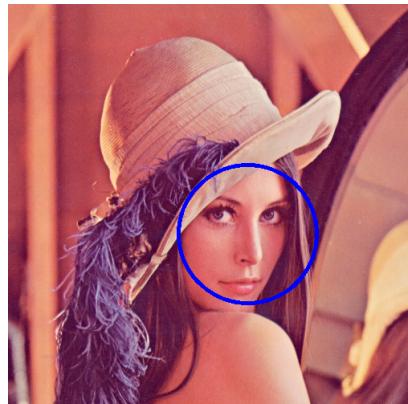


Figura 2.7: Exemplo de um processo de detecção de uma face em uma imagem.

5. **Condições da imagem:** a não previsibilidade das condições da imagem em ambientes sem restrições de iluminação, cores e objetos de fundo.

Atualmente, já existem diferentes métodos/técnicas de detecção de faces. Tais métodos podem ser baseados em imagens de intensidade e em imagens de cor ou também em imagens de três dimensões. Os principais métodos de imagens de cor e de intensidade podem ser divididos em quatro categorias:

1. **Métodos baseados em conhecimento:** métodos, desenvolvidos principalmente para localização facial, baseados em regras derivadas do conhecimento dos pesquisadores do que constitui uma típica face humana. Normalmente, captura as relações existentes entre as características faciais. É fácil encontrar regras que descrevem as características faciais, por exemplo, uma face sempre é constituída por dois olhos simétricos, um nariz e uma boca. As relações entre essas características podem ser representadas pelas distâncias relativas e posições. Este método possui desvantagens em relação a construção do conjunto de regras. Se estas são muito gerais, corre-se o risco, de que o sistema que as utilizam, apresentar uma alta taxa de falsos positivos. Se são muito específicas, podem ser ineficazes ao tentar detectar faces por não satisfazerem todas as regras, diminuindo muito a precisão da detecção (28, 32);
2. **Métodos baseados em características invariantes:** esses algoritmos tem como objetivo principal encontrar as características estruturais que existem mesmo quando a pose, o ângulo e as condições de iluminação variam. E por meio dessas características localizar a face. São desenvolvidos principalmente para localização facial (32). A principal desvantagem desse método é que tais características invariantes podem ser corrompidas devido a algum tipo de ruído ou as fortes variações nas condições de iluminação, comprometendo a eficiência. A cor da pele e a textura da face são as principais características invariantes que podem ser utilizadas para separar a face de outros objetos (28);
3. **Métodos baseados em padrões:** vários padrões comuns de um rosto são armazenados tanto para descrever o rosto como um todo quanto para descrever as características faciais separadamente. As correlações entre as imagens de entrada e

os padrões armazenados são computados para detecção. Esses métodos são desenvolvidos para serem utilizados tanto para localização e como para detecção facial (32);

4. **Métodos baseados em aparência:** recebem este nome devido ao fato de não utilizarem nenhum conhecimento, a priori, sobre o objeto ou características a serem detectadas. Em contraste com os métodos baseado em *templates*, os modelos são retirados de um conjunto de imagens de treinamento que devem capturar a variabilidade da face. Esses modelos retirados são utilizados para detecção. Nesta classe de algoritmos surge os conceitos de aprendizado e treinamento, uma vez que as informações necessárias para realizar a tarefa de detecção são retiradas do próprio conjunto de imagens sem intervenção externa (28, 32).

Um importante problema relacionado ao reconhecimento consiste em como avaliar a performance dos métodos de detecção de faces propostos. Para isso, diversas métricas foram adotadas como tempo de aprendizagem, número de amostras necessárias no treinamento e a proporção entre taxas de detecção e “falso alarme”. Esta última é dificultada pelas diferentes definições para as taxas de detecção e falso alarme adotadas pelos pesquisadores (32).

O método *Viola-Jones* é baseado em padrões para detecção de objetos, o que minimiza o tempo de computação, e possui uma alta acurácia permitindo a detecção de faces em tempo real. Este método pode ser utilizado para construir uma abordagem de detecção facial rápida e eficaz utilizando apenas imagens em tons de cinza distinguindo-se dos outros métodos que utilizam informações auxiliares como a diferença em sequência de vídeos e o uso de cores (33, 38). Apesar da simplicidade obtém altas taxas de detecção (33). O método é implementado pela biblioteca *OpenCV* (8) (*Open Source Computer Vision*) e é amplamente utilizado.

O Método *Viola-Jones* (2, 33, 38) para detecção facial utiliza quatro conceitos chaves descritos a seguir:

1. **Características Haar básicas:** simples características retangulares avaliadas rapidamente por meio de uma nova representação da imagem chamada “Imagem Integral”;
2. **Imagen Integral:** uma nova representação da imagem que permite uma rápida avaliação de recursos e características. Basicamente, o método consiste em acrescentar pequenas unidades juntas. Neste caso, pequenas unidades são valores de *pixels*. O valor “integral” para cada *pixel* é a soma de todos os *pixels* acima e a esquerda. Começando pelo canto superior esquerdo da imagem e atravessando para direita e para baixo, toda a imagem pode ser “integrada” com poucas operações por *pixel*;
3. **O método AdaBoost:** um algoritmo de aprendizado *boosting* utilizado para construir um classificador, selecionando um pequeno número de características importantes;
4. **Classificadores em cascata:** classificadores fracos *boosted* em uma estrutura de árvore que geram inferências rápidas e robustas na construção de um classificador forte;

A Figura 2.8 exemplifica como os conceitos acima se relacionam. O diagrama se inicia computando as características, sendo essas as *haar* básicas. Para computa-las a

imagem integral é usada. Os algoritmos *AdaBoost* são usados para aprendizado dentro dos classificadores fracos. E por fim os classificadores em cascatas fecham a detecção.

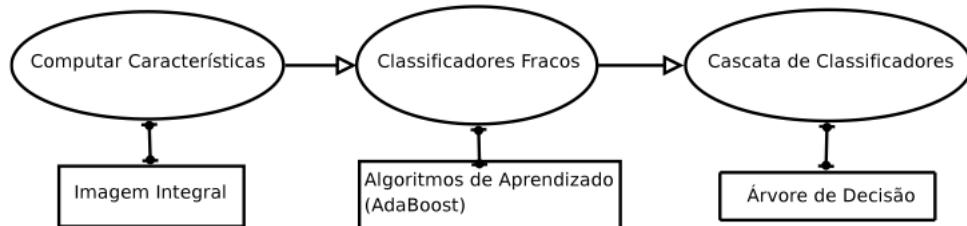


Figura 2.8: Componentes Básicos do Método *Viola-Jones* (33).



Figura 2.9: Exemplo de Características *Haar* básicas. Adaptada de (2).

Existem inúmeros motivos para se usar as características retangulares, sendo que um dos principais é que sistemas baseados em características são muito mais rápidos que sistemas baseados em *pixels* (38). A detecção facial em imagens, baseada em simples características retangulares, é exemplificada na Figura 2.9.

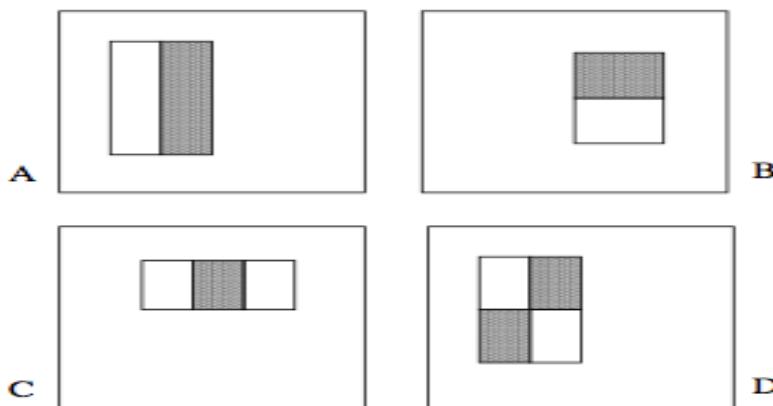


Figura 2.10: Características *Haar* básicas com dois, três e quatro retângulos (38).

Estas simples características são remanescentes das funções de base *Haar*. O método utiliza três tipos de características, exemplificadas na Figura 2.10, ou seja, características com dois, três ou quatro retângulos (38). A presença de uma característica em uma imagem é determinada pela subtração da média dos valores dos *pixels* da região escura pela média dos valores dos *pixels* da região clara. Caso o valor seja maior que um limiar, então essa característica é tida como presente (2).

O método *Viola-Jones* não trabalha diretamente com as intensidades da imagem. Para determinar a presença ou ausência de centenas de características *Haar* em cada posição de imagem e em várias escalas de forma eficiente, utiliza-se uma técnica chamada “Imagen Integral” (2, 38), em que uma nova representação de imagem é criada. Com isso, qualquer característica pode ser computada para qualquer escala e localização em um tempo constante (38).

Para selecionar características *Haar* básicas que serão utilizados e para definir os limiares, o método *Viola-Jones* utiliza um método de aprendizagem de máquina chamado *AdaBoost*. Este combina vários classificadores “fracos” para criar um classificador “forte”.

Um classificador fraco é aquele que só obtém a resposta correta um pouco mais frequente que um “palpite aleatório”. A combinação desses classificadores “fracos”, onde cada um “empurra” a resposta final um pouco na direção certa, pode ser considerado como um classificador “forte”. O método *AdaBoost* seleciona um conjunto de classificadores “fracos” para combinar e atribui pesos a cada um. Essa combinação ponderada resulta em um classificador “forte” (2).

Em qualquer região de uma imagem, o número total de características *Haar* básicas é muito grande. Para assegurar uma classificação rápida, o processo de aprendizagem deve excluir o maior número de características disponíveis, e focar nas que são críticas. A seleção dessas características é alcançada através de uma simples modificação no método *AdaBoost*: o mecanismo de aprendizagem é construído de forma que cada classificador “fraco” retornado dependa de somente uma única característica. Como resultado, cada estágio do processo seleciona um novo classificador “fraco” o que pode ser visto como um processo de seleção de características. O *AdaBoost* fornece um algoritmo de aprendizagem eficaz (38).

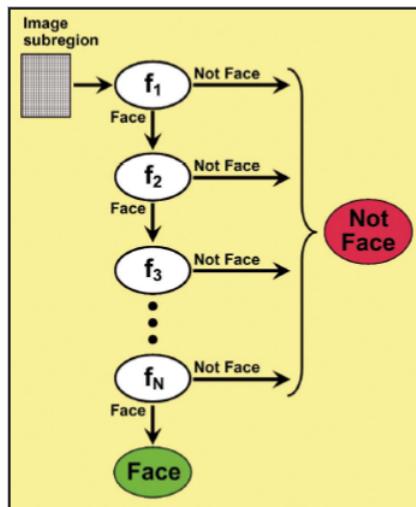


Figura 2.11: Ilustração de uma classificador em cascata composto com uma cadeia de filtros (2).

O método *Viola-Jones* combina uma série de classificadores *AdaBoost* na forma de uma cadeia de filtros, como na Figura 2.11, que recebe o nome de “Classificadores em Cascata”. Cada filtro em si é um classificador *AdaBoost* com um número relativamente pequeno de classificadores “fracos” (2).

O limiar de aceitação, em cada nível, é definido “baixo” o suficiente para que passe por todos, ou quase todos, os classificadores. Os filtros em cada nível são treinados para classificar imagens de treinamento que passaram por todas fases anteriores (2).

Durante a utilização, se alguma região de uma imagem falhar em passar em um desses filtros, esta é imediatamente classificada como “não face”. Quando uma região de uma imagem passa por um filtro, ela vai para o próximo filtro na cadeia. As regiões das imagens que passarem por todos os filtros na cadeia são classificadas como “faces” (2).

O algoritmo utilizado para construção dos “Classificadores em Cascata” alcança um ótimo desempenho e, ao mesmo tempo, reduz drasticamente o tempo de computação. O aspecto chave é que os menores classificadores (filtros), e por isso mais eficientes, podem ser utilizados para rejeitar a maioria das regiões das imagens que não são faces antes que os classificadores mais complexos sejam utilizados (38). A ordem dos filtros no classificador é baseado nos pesos que o método *AdaBoost* define para cada filtro. Os filtros com maior peso são colocados no início, para eliminar as regiões das imagens que não são faces o mais rápido possível (2).

O método *Viola-Jones* é adequado para utilização em sistemas de detecção de faces em tempo real. Agora, o próximo passo para o processo de “Reconhecimento Facial” é comparar as faces encontradas com modelos conhecidos pelo sistema para realizar a identificação.

Reconhecimento das Faces encontradas

Na etapa de reconhecimento, as faces detectadas, serão comparadas com um banco de dados de faces conhecidas. Várias técnicas são usadas para acelerar essa comparação já que para identificar o usuário é necessário um grande número de comparações. Dentre

as técnicas utilizadas existem duas variações principais, as que usam como entrada dados de imagens de intensidade e de cor e as que usam como entradas dados de imagens de profundidade.

As técnicas que utilizam imagens de cor e de intensidade são as mais antigas e comuns e são amplamente utilizadas. Dentre elas destacam-se:

1. **Eigenfaces:** extrai as informações relevantes de uma face, as codificam da maneira mais eficiente possível, e as comparam com um banco de faces codificadas de maneira similar. Extrai as informações relevantes contidas em uma imagem de uma face de uma maneira simples captando a variação em uma coleção de imagens de face e usando essa informação para codificar e comparar imagens individuais de faces (31). É baseado em projeção linear das imagens em uma espaço de imagens de menor dimensão. Para redução dimensional utiliza PCA (*Principal Component Analysis*) ou Análise de componente principal, maximizando a dispersão total entre todas as imagens (37);
2. **Redes Neurais:** uma rede neural artificial é um modelo computacional capaz de, entre outras funções, armazenar, classificar padrões, realizar interpolação de funções não-lineares e apresentar soluções heurísticas para problemas de otimização. Isso é conseguido através de um processo denominado “aprendizado”. O uso de redes neurais visa tornar o sistema de reconhecimento capaz de absorver pequenas variações ocorridas no momento da coleta de medidas faciais. Espera-se, portanto, mais robustez a falhas e que responda de forma mais confiável (35);
3. **Fisher Faces:** igual ao *Eigenfaces*, é um método que procura uma projeção linear das faces para um espaço dimensional menor onde os impactos causados pelas variações de luz e expressões faciais são minimizados. O método é derivado da discriminante linear de Fisher (FLD - *Fisher Linear Discriminant*) (37).

O *Eigenfaces* trata-se de uma técnica bastante satisfatória quando utilizada sobre uma base de dados (faces) relativamente grande. Ela permite ao sistema inferir das imagens suas principais características e, partindo delas, realizar o reconhecimento das imagens utilizando um número bastante reduzido de cálculos (12). Por isso, o *Eigenfaces* permite a realização de reconhecimento em tempo real.

Os princípios básicos por trás dele, como PCA e *Distance-Based Matching* (Correspondência Baseada na Distância) aparecem cada vez mais na computação visual e em diversas aplicações de inteligência artificial (20).

Basicamente, as etapas do processo de reconhecimento são simples e bem definidas. Dada uma imagem de um rosto desconhecido e imagens do rosto das pessoas conhecidas são executadas as seguintes ações (20):

1. Computa o grau de semelhança entre a nova imagem e cada uma das imagens já conhecidas.
2. Seleciona a imagem mais próxima do rosto em questão.
3. Se a semelhança da nova imagem para a imagem já catalogada for menor que o limite pré-definido, “reconhece” a imagem caso contrário classifica como “desconhecida”.

No *Eigenfaces*, a distância entre as imagens é medida ponto a ponto entre as imagens conhecidas e as desconhecidas. A distância Euclidiana, medida entre dois pontos P_1 e P_2 em duas dimensões, é dada pela Equação 2.1 onde $d_x = (x_2 - x_1)^2$ e $d_y = (y_2 - y_1)^2$ e representada na Figura 2.12 (20). Para se medir a distância entre as imagens usa-se a Equação 2.2 (39).

$$d_{12} = \sqrt{(d_x + d_y)} \quad (2.1)$$

$$d(\vec{X}, \vec{Y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2.2)$$

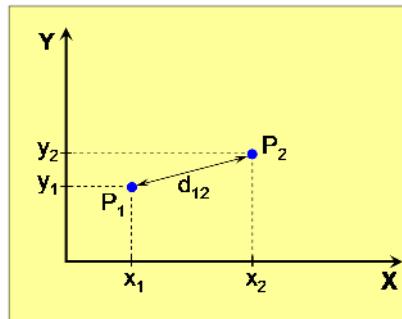


Figura 2.12: Distância euclidiana entre dois pontos em duas dimensões (20).

A distância Euclidiana é simples e fácil de implementar mas estudos mostram que é possível obter melhores resultados utilizando uma outra distância, conhecida como Mahalanobis. Essa distância, utilizada bastante na estatística, é útil para determinar a similaridade de uma amostra desconhecida de uma conhecida. Ao contrário da distância Euclidiana, a Mahalanobis correlaciona todos os pontos de modo a detectar melhor os padrões existentes. O cálculo é feito através da Equação 2.3 onde $z_i = \sqrt{\frac{\lambda_i}{\lambda_i + \alpha^2}}$ e $\alpha = 0,25$ (39).

$$d(\vec{X}, \vec{Y}) = -\frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}} \sum_{i=1}^n z_i x_i y_i \quad (2.3)$$

Imagens possuem “ruídos” e vamos defini-los como qualquer coisa que atrapalhe na identificação, como por exemplo, as diferenças na luminosidade. Cada *pixel* possui uma intensidade de ruído diferente. Com cada *pixel* contribuindo para o ruído total, este se torna muito elevado comparado com a informação útil que se possa retirar da imagem, dificultando o processo de reconhecimento. Uma solução é diminuir a dimensionalidade da imagem, tornando assim o ruído menor e possibilitando extrair, da imagem, as informações importantes (20).

O *Eigenfaces* utiliza o método PCA para reduzir a dimensionalidade da imagem (20). Este método é interessante para dar-nos alguma intuição sobre as componentes principais para o nosso conjunto de dados. A Figura 2.13a mostra as imagens das faces de dez

pessoas. A Figura 2.13b mostra os seis primeiros componentes principais deste conjunto de dados, apresentados como *eigenfaces*. Uma *eigenface* da componente principal é uma imagem média de todas as *eigenfaces* que estão projetadas na mesma. As regiões de *pixels* mais brilhantes e as regiões mais escuras em cada imagem são as que mais contribuem para as componentes principais (20). Cada *eigenface* está associada a um *eigenvalue* que representa o quanto as imagens de treinamento variam da *eigenface* média naquela direção.



Figura 2.13: (a) Imagens de rosto para dez pessoas. (b) As seis primeiras componentes principais (20). (Adaptada)

As *eigenfaces* são usadas para que a partir delas possa se estimar a distância entre a imagem que se deseja reconhecer e as imagens presentes no banco e a partir dessas distâncias dizer de qual delas a nova imagem mais se aproxima (29).

As componentes principais encontradas pelo PCA apontam para a maior variação de dados. Uma das premissas do *Eigenfaces* é que a variabilidade das imagens subjacentes corresponde à diferença entre as faces. Esta suposição nem sempre é válida. A Figura 2.14 mostra as faces de dois indivíduos apresentadas em quatro diferentes condições de iluminação (20). A variabilidade devido à iluminação aqui é maior do que a variabilidade entre os indivíduos. *Eigenfaces* tende a confundir as pessoas quando os efeitos de iluminação são muito fortes. Essas imagens são faces de duas das dez pessoas mostradas na Figura 2.13a. Quando a iluminação é muito variável esse algoritmo não é muito efetivo (20).

Outros fatores que podem aumentar a variabilidade da imagem em direções que tendem a diluir a identidade no espaço PCA incluem mudanças na expressão, ângulo da câmera e posição da cabeça (20).

A Figura 2.15 mostra como a distribuição de dados afeta o desempenho do *Eigenfaces*. Quando os pontos referentes às imagens de cada indivíduo ficam aglomerados e satisfa-



Figura 2.14: Imagens das faces de dois indivíduos (20).

teriormente separadas das imagens do conjunto de imagens de outros indivíduos temos o melhor caso para o funcionamento do *Eigenfaces*.

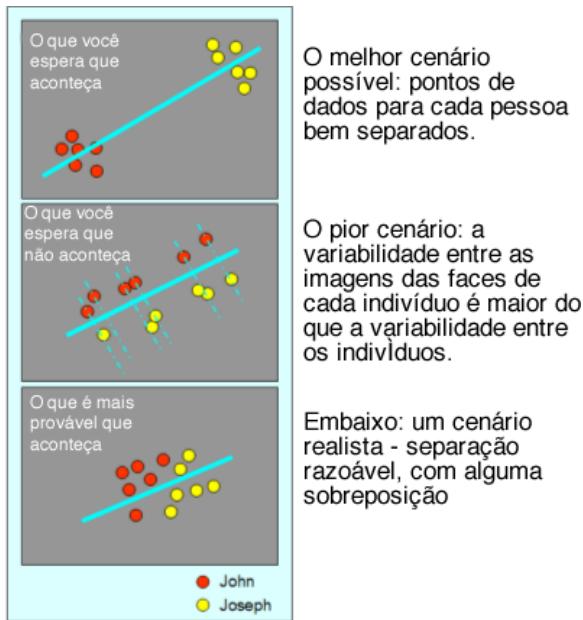


Figura 2.15: As distribuições de dados no reconhecimento com *Eigenfaces*. Adaptado de (20).

Caso os pontos referentes as imagens dos indivíduos tenham uma variabilidade muito grande, a probabilidade de choque de imagens de dois indivíduos num mesmo ponto do subespaço PCA se torna muito grande tornando extremamente difícil separar os dois indivíduos (20).

Na prática, a projeção de determinadas imagens de uma pessoa no subespaço PCA provavelmente colidirá com projeções de imagens de outras pessoas. Como as *eigenfaces* são determinados pela variabilidade dos dados, fica-se, então, limitado a quanto grande deve ser essa. Pode-se tomar medidas para limitar, ou para gerir de outra forma, as condições ambientais que podem confundí-lo. Por exemplo, colocar a câmera na altura do rosto irá

reduzir a variabilidade no ângulo da câmera. Porém, alguns fatores são mais difíceis de controlar como as condições de iluminação, tais como iluminação lateral vinda de uma janela (20). Mesmo com sistemas altamente ajustados, sistemas de reconhecimento facial estão sujeitos a casos de identidade equivocada (20).

Basicamente, a abordagem para o reconhecimento facial com *Eigenfaces* requer as seguintes operações de inicialização (31):

1. Adquirir um conjunto de imagens para serem usadas como conjunto inicial de dados;
2. Treinar o algoritmo calculando a *eigenface* média.

Com o sistema inicializado, os seguintes passos devem ser seguidos para reconhecer novas imagens de faces (31):

1. Projetar a nova imagem na componente principal;
2. Calcular a distância entre a *eigenface* média e a *eigenface* nova;
3. Comparar com as distâncias das outras imagens e dizer se é “conhecida” ou não de acordo com o limiar de proximidade.

Após realizar os passos acima, concluindo a detecção e a identificação da face, é possível inferir um rótulo para a imagem com uma determinada confiança.

Capítulo 3

Trabalhos Correlatos

Neste capítulo serão analisados alguns projetos que focam rastreamento, identificação e localização de pessoas em um ambiente inteligente. Embora alguns dos projetos estudados utilizem abordagens multimodais, abordagens que usam mais de um tipo de dado de entrada como dados audiovisuais, este trabalho tem como foco identificação, localização e rastreamento monomodais baseados somente na utilização de imagens.

A seguir é apresentada uma descrição dos projetos analisados que focam em soluções para rastreamento, localização e identificação dos usuários em um ambiente inteligente utilizando abordagens baseadas em imagens.

3.1 Projeto CHIL

O Projeto CHIL (*Computers in the Human Interaction Loop*) (47, 51) envolve uma rede de quinze laboratórios internacionais de pesquisa acadêmica e industrial. Eles colaboram entre si conduzindo pesquisas que tem por objetivo auxiliar a pessoas de forma proativa durante suas atividades diárias no ambiente de trabalho. Em especial, o projeto foca no desenvolvimento de sistemas que auxiliam as interações entre grupos de pessoas como, por exemplo, sistemas que facilitam a colaboração em reuniões e em salas de palestras. Dentre os protótipos que foram desenvolvidos no projeto destacam-se um ambiente de trabalho perceptivo e colaborativo e um sistema perceptivo de apoio a um escritório virtual.

Este projeto utiliza informações obtidas de diferentes algoritmos monomodais para criar um sistema de rastreamento e identificação multimodal a partir de dados audiovisuais das pessoas no ambiente. Apesar do foco desta monografia ser identificação, rastreamento e localização utilizando imagens, vale salientar que o Projeto CHIL representa uma das primeiras tentativas de realizar e avaliar sistematicamente rastreamento acústico com uma rede distribuída de microfones. Os relatos a seguir se concentram somente nas investigações que utilizam dados visuais (imagens) para rastreamento e identificação.

3.1.1 Rastreamento de pessoas

As pesquisas sobre rastreamento no âmbito do Projeto CHIL concentraram-se principalmente no rastreamento de pessoas dentro de um ambiente inteligente. Neste contexto,

o rastreamento tem o objetivo de determinar, de maneira contínua, as coordenadas dos ocupantes na imagem capturada.

Os sensores utilizados no ambiente inteligente do Projeto CHIL incluem:

- um mínimo de quatro câmeras fixas instaladas nos cantos do ambiente, com campos de visão sobrepostos;
- uma câmera com grande ângulo de visão fixa com vista para o ambiente inteiro;
- três arrays de microfones em forma de T de 4 canais cada;
- um microfone de Mark III de 64 canais.

Esperava-se que essa grande quantidade de sensores disponíveis fosse uma vantagem, tendo em vista a alta redundância nas informações capturadas e boa cobertura do ambiente minimizando assim problemas como oclusão. Entretanto, foi relatado que tal redundância se tornou um grande desafio, pois surgiram problemas relativos à sincronização dos dados, transferência de processamento distribuído, fusão de espaço-temporal, entre outros.

Inicialmente, os sistemas do Projeto CHIL eram de uma única modalidade com inicialização manual, utilizando recursos simples e rastreamento de no máximo uma pessoa. Estes sistemas evoluíram para um sistema totalmente automático, com auto-inicialização, em tempo real, utilizando uma combinação de recursos capaz de rastrear alvos múltiplos.

Sobre os algoritmos de rastreamento visual, duas abordagens principais foram seguidas pelos vários sistemas de rastreamento desenvolvidos no Projeto CHIL:

1. Abordagem baseada em modelos, em que a redundância entre as câmeras são exploradas matendo um modelo 3D da pessoa rastreada e renderizando-o nos pontos de vista das câmeras. Os dados obtidos de cada câmera são utilizados para atualizar os parâmetros do modelo 3D a cada imagem (5, 6, 27).
2. Abordagem orientada a dados, onde sistemas de rastreamento 2D operam de forma independente sobre os diferentes ângulos de visão das câmeras e os dados do rastreamento pertencentes a um mesmo alvo são coletados no formato de um rastreamento 3D (50, 56). A elegância desta abordagem reside na sua capacidade inerente de lidar com os problemas encontrados por várias técnicas de rastreamento 2D como, por exemplo, oclusão.

Em termos de desempenho, foi observado que a abordagem baseada em modelos (1) geralmente prevê uma melhor acurácia, porém menos precisão do que a abordagem orientada a dados (2). Por outro lado, o tratamento das oclusões e da associação dos dados dos sistemas de rastreamentos independentes são as desvantagens do modelo orientado a dados. Foi identificado, no Projeto CHIL, que rastrear rostos ao invés de corpos inteiros diminui o impacto desses problemas.

Também foi observado que a abordagem baseada em modelos facilita a incorporação de diversos tipos de recursos, como segmentos de primeiro plano, histogramas de cor, etc., que aumentam a robustez do rastreamento. Contudo, as dificuldades encontradas nesta abordagem se concentram na inicialização automática e na atualização dos modelos das pessoas.

Os testes do sistema de rastreamento desenvolvido no Projeto CHIL foram feitos utilizando os dados dos seminários e reuniões do próprio projeto.

3.1.2 Identificação de pessoas

A fim de realizar a identificação de pessoas de forma natural e implícita em um ambiente inteligente, sensores distribuídos no ambiente devem monitorar continuamente o espaço de modo que o sistema de identificação opere em segundo plano sem necessitar de atenção e cooperação dos usuários.

Para a identificação de pessoas, o Projeto CHIL elegeu o reconhecimento facial, tendo em vista que a face é uma característica biométrica que permite uma identificação de forma natural e implícita.

Na tentativa de realizar o reconhecimento facial das pessoas presentes no ambiente inteligente, vários desafios foram encontrados no Projeto CHIL, como: grande variação da iluminação, sensores com baixa resolução, oclusão visual. Além disso dependendo da localização e distância dos sensores da pessoa a ser identificada os dados recebidos podem variar. Foi observado, também, que o fato das pessoas possuírem diferentes expressões faciais, diferentes cortes de cabelo, maquiagem, entre outros, dificultava ainda mais a tarefa. Entretanto, apesar de todos esses desafios, foi notado que o reconhecimento facial podia ser realizado de forma robusta utilizando múltiplos sensores no ambiente.

O sistema de identificação do Projeto CHIL utiliza sequências de imagens fornecidas pelas várias câmeras no ambiente inteligente. A cada $200ms$ imagens das caixas delimitadoras das faces¹ e posições dos centros dos olhos são extraídas. O canto inferior direito da Figura 3.1 exemplifica a imagem da face extraída de uma pessoa no ambiente.

As faces extraídas são, então, alinhadas utilizando os centros dos olhos ou as caixas delimitadoras. Para obter robustez e minimizar erros, o sistema gera algumas imagens adicionais modificando as posições dos rótulos do centro dos olhos ou os rótulos das caixas delimitadoras das faces alterando, então, o alinhamento das faces nas imagens.



Figura 3.1: Caixa delimitadora e posição do centro dos olhos no sistema de identificação facial do Projeto CHIL (47).

No Projeto CHIL testou-se diferentes abordagens para reconhecimento facial. Uma delas realiza reconhecimento baseado em aparência utilizando transformada discreta de

¹Caixas delimitadoras são uma maneira de apontar a localização da face na imagem por meio de um enquadramento.

cosseno (DCT - *Discrete Cosine Transform*) (13, 15). Abordagens baseadas em PCA (*Principal Component Analisys*) também foram testadas, baseadas em uma versão modificada da distância euclidiana com pesos (14, 45) como medida da distância entre imagens. Foi testado também uma abordagem baseada em análise discriminante linear (LDA - *Linear Discriminant Analysis*), porém sem sucesso pois as imagens das faces obtidas não eram linearmente separáveis (14, 45).

Todas as abordagens testadas utilizam um classificador do “vizinho” mais próximo. As decisões obtidas dos vários pontos de vista das várias câmeras utilizando tal classificador são, então, combinados por meio de uma regra de soma ponderada (14, 45).

Experimentos realizados no projeto, utilizando os mesmos métodos para extração da face e normalização, mostraram que a abordagem baseada em aparência utilizando DCT apresentou os melhores resultados. Além disso, foi observado que selecionando somente as imagens frontais de faces, ao invés de todas as amostras disponíveis, como imagens de perfil, reduz a performance do sistema de reconhecimento.

3.2 SmartFlow

Em (43) temos uma proposta de implementação de um sistema multimodal que realiza detecção de movimento, rastreamento de pessoas, reconhecimento facial, identificação baseado em características, localização baseada em áudio e módulos de identificação baseado em áudio no middleware *SmartFlow*. Este último consiste em um middleware genérico cliente-servidor que da suporte para o processamento dos streams de dados. Ele permite transporte de grande quantidade de dados de sensores para algoritmos de reconhecimento em nós distribuídos na rede.

O sistema proposto realiza a fusão de todas as informações utilizando filtro de partículas para obter um sistema robusto de identificação e localização. Além disso, ele foi projetado para operar de uma maneira completamente automática, ou seja, sem intervenção do usuário.

O projeto utiliza diferentes métodos para prover serviços de reconhecimento e rastreamento multimodal no ambiente inteligente. A Figura 3.2 mostra o fluxo das informações no sistema multimodal: a identificação e localização multimodal utiliza informações de identificação e localização por meio de áudio e informações de identificação e rastreamento utilizando imagens. O objetivo do sistema é identificar cada usuário ao entrar pela porta e rastreá-lo no ambiente.

Os sensores utilizados e as condições do ambiente inteligente são (Figura 3.3):

- quatro câmeras nos cantos da sala (rotuladas como Cam1 a Cam4 na Figura 3.3);
- uma câmera *zenithal fish-eye* no telhado (rotulada como Cam8 na Figura 3.3);
- uma câmera ativa apontada e com zoom para a porta de entrada para capturar as faces das pessoas que entram na sala (rotulada como PTZ na Figura 3.3);
- um *array* de microfones NIST Mark III de 64 canais ;
- três *clusters* de microfone de 4 canais no formato de T;
- oito microfones no teto.



Figura 3.2: Fluxo da informação na arquitetura do ambiente inteligente (43).

A seguir serão descritas a detecção de movimento, rastreamento, detecção e reconhecimento facial desse projeto que são realizados sobre as imagens coletadas pelas câmeras no ambiente. Embora o sistema do projeto também realize a localização dos usuários no ambiente, a técnica utilizada amostras de áudio como dados de entrada que está fora do escopo deste trabalho.

3.2.1 Detecção de Movimento e Rastreamento

A detecção de movimento implementada tenta separar o “primeiro plano” do “fundo”. O método que o projeto utiliza é baseado na detecção de objetos em movimento sob a suposição que imagens em uma cena sem objetos em movimento mostram regularidades, que podem ser modeladas utilizando métodos estáticos. O conjunto de treinamento é construído por sequências pequenas de gravações *offline* feitas da sala vazia.

Para realizar o rastreamento foi utilizado a abordagem de um mapa de ocupação probabilística (POM - *probabilistic occupancy map*) (18) simplificado para ambientes internos, onde as trajetórias de movimentos são curtas e menos frequentes quando comparadas com trajetórias em ambientes externos. Somente as quatro câmeras nos cantos do ambiente são utilizadas.

Nesta abordagem, o mapa de ocupação é utilizado para projetar a imagem de um esboço de uma pessoa (um retângulo simples) em cada visão das câmeras. As sobreposições entre os esboços e as detecções de movimento na imagem entre as várias câmeras indicam a presença de uma pessoa. A Figura 3.4 ilustra a distribuição da probabilidade de ocupação produzida pela solução implementada.



Figura 3.3: A configuração do ambiente inteligente (43).

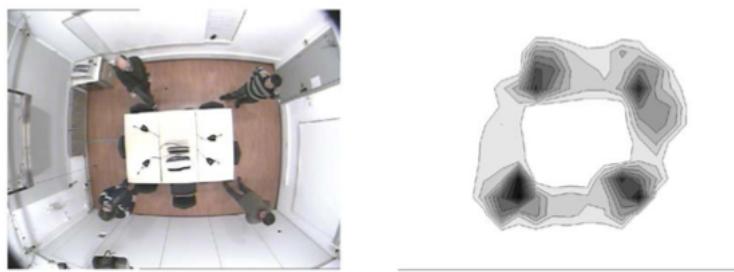


Figura 3.4: Mapa de ocupação probabilística. Adaptada de (43).

3.2.2 Detecção e Reconhecimento Facial

A detecção de face implementada no projeto utiliza o método *Viola-Jones* e a biblioteca *OpenCV* (8) (*Open Source Computer Vision*). Somente a câmera que está apontada para a porta é utilizada, pois esta é a única que fornece imagens na qualidade necessária. As demais, fornecem imagens em baixa resolução.

O módulo de detecção detecta somente faces frontais, em que os dois olhos, o nariz e a boca são visíveis. O resultado da detecção de face é uma imagem contendo uma caixa delimitadora da face detectada.

O reconhecimento facial no ambiente inteligente utiliza uma técnica que aproveita a vantagem do ambiente ser constantemente monitorado e combina a informação de várias imagens. Para cada sequência de imagens, as faces de um mesmo indivíduo são agrupadas. Então, para cada grupo, o sistema compara as imagens com uma galeria de imagens. Para cada grupo de imagens, as decisões individuais são combinadas em uma decisão única para o grupo.

Uma abordagem baseada em PCA (*Principal Component Analysis*) foi utilizada para comparação entre as imagens, pois possui uma baixa complexidade computacional necessária para aplicações em tempo real (43).

3.3 AVIARY e MICASA

O laboratório de pesquisa CVRR (*Computer Vision and Robotics Research*) da Universidade da Califórnia conta com dois ambientes inteligentes: o AVIARY e MICASA. Estes ambientes inteligentes são separados fisicamente, porém conectados. O primeiro (AVIARY) foi projetado para ser uma pequena sala de conferências. O segundo (MICASA) foi projetado para ser uma pequena sala de aula. A Figura 3.5 ilustra os dois ambientes e a disposição dos sensores neles utilizados. Em (49) foi desenvolvido uma nova arquitetura para ambientes inteligentes chamado DIVA. Esta nova arquitetura pode ser vista como uma rede inteligente de câmeras, que são controladas para prover diversas funcionalidades, tais como, detecção de intrusos, rastreamento de várias pessoas, pose do corpo e análise de postura, identificação de pessoas, modelagem do corpo humano e análise do movimento.

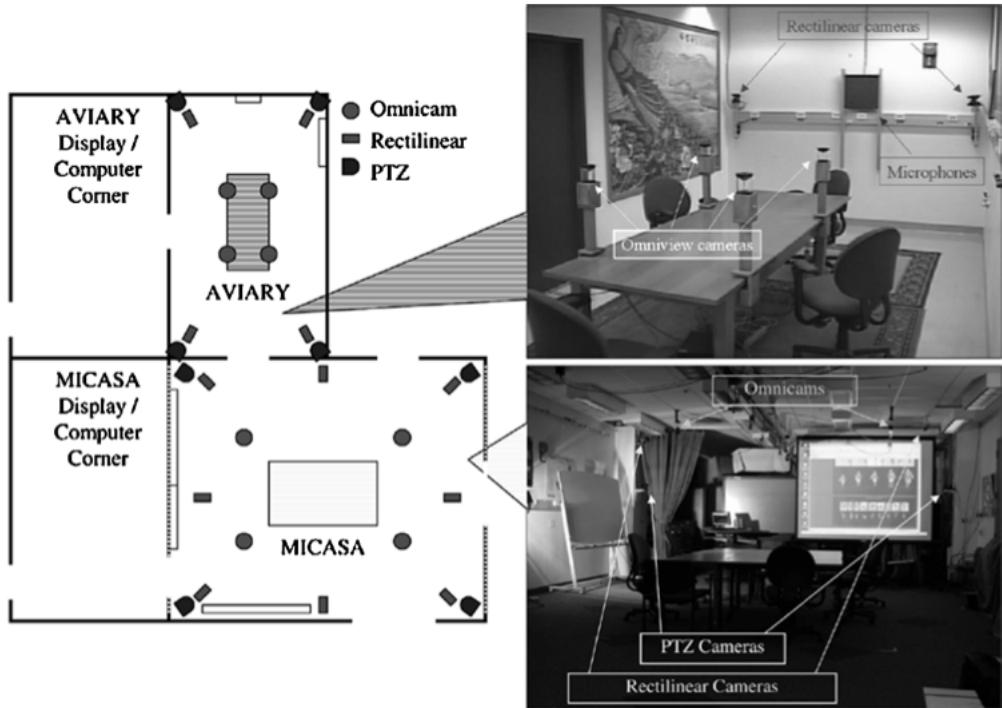


Figura 3.5: Representação dos ambientes inteligentes MICASA e AVIARY (49).

O sistema proposto por este projeto monitora o ambiente em baixa resolução de forma contínua, detectando somente a presença e suas dimensões. Formas de aquisição de imagens mais detalhadas são ativadas quando um evento ou atividade de potencial interesse é detectado. Esses eventos são os focos de atenção do sistema.

O monitoramento de baixa resolução e de grande área do ambiente é alcançado graças a algumas câmeras de amplo ângulo de visão e estáticas. Com um pequeno número de câmeras PTZ (*pan/tilt/zoom*) ativas, múltiplos focos de atenção podem ser mantidos de forma simultânea.

Os sensores no ambiente inteligente AVIARY incluem:

- uma rede de quatro câmeras omnidirecionais;
- quatro câmeras PTZ;
- quatro câmeras retilíneas estáticas;
- dois *arrays* de microfones com quatro microfones cada.

As quatro câmeras omnidirecionais (ODVSs - *Omni-Directional Vision Sensors*) estão perto dos cantos de uma mesa de reunião, cobrindo a sala inteira de dentro para fora, como mostrado na Figura 3.5. As câmeras PTZ e retilíneas estão nos “vértices” da sala a 1.4m acima do chão. Os dois *arrays* de microfones foram instalados na parede e no teto.

O ambiente inteligente MICASA é duas vezes maior que o AVIARY. Os sensores utilizados são:

- uma rede de quatro câmeras omnidirecionais;
- quatro câmeras PTZ;
- oito câmeras retilíneas estáticas.

As câmeras omnidirecionais são instaladas no teto, como mostrado na Figura 3.5. As câmeras PTZ e quatro câmeras retilíneas foram instaladas de maneira similar ao ambiente AVIARY. As quatro câmeras retilíneas restantes foram instaladas nas paredes como mostrado como mostrado na Figura 3.5. As câmeras nos vértices possuem maior campo de visão para cobrir toda a sala e fazem parte do array de câmeras para rastreamento.

3.3.1 Rastreamento e Reconhecimento facial

Neste projeto foi desenvolvido um sistema em tempo-real que utiliza a rede de câmeras omnidirecionais e é responsável pelo rastreamento e reconhecimento facial.

O rastreamento é feito utilizando subtração do fundo com remoção de sombras para detectar as silhuetas dos novos usuários no ambiente. Com isso, essas silhuetas são rastreadas imagem por imagem.

Os resultados do rastreamento são utilizados para controlar o reconhecimento facial. As imagens obtidas do rastreamento são processadas utilizando um método de segmentação de tom de pele e são recortadas para obter as imagens com possíveis faces.

Essas imagens, então, são classificadas para rejeitar as imagens sem faces. Para essa classificação é utilizado o método *Eigenfaces*. Este último também é utilizado para realizar o reconhecimento facial utilizando a classificação do “vizinho” mais próximo.

O treinamento do algoritmo *Eigenfaces* implementado é feito utilizando um banco com 200 imagens de faces de várias pessoas diferentes.



Figura 3.6: Método de detecção e reconhecimento facial (49).

Capítulo 4

Sistema TRUE

Um ambiente inteligente pode ser composto por uma grande variedade de dispositivos, que fornecem ao ambiente recursos. Para que estes se agreguem as tarefas do usuário, a inteligência presente deve coordená-los de acordo com as informações sobre o ambiente e sobre o usuário (9). Portanto, informações como posição do usuário e sua respectiva identidade são de grande valia para tornar possível a interação entre o usuário e os recursos presentes. Além disso, informações como estas ainda não são obtidas em ambientes inteligentes gerenciados pelo Middleware *uOS*, apresentado na Seção 4.1. Atualmente, a maioria das soluções encontradas para fornecer esse tipo de informação foram projetadas para funcionar em ambientes rigidamente definidos. Com isso, não seria adequado tentar incorporar soluções como estas em um ambiente com diferentes dimensões, condições de iluminação, posição dos móveis, diferentes sensores pois este resultaria em um cenário diferente.

Esse trabalho propõe um sistema aberto de rastreamento, localização e identificação de pessoas em ambientes inteligentes gerenciados middleware *uOS*. Tal sistema é chamado de **TRUE**, *Tracking and Recognizing Users in the Environment*. Ele consiste na primeira tentativa de se trazer informações de contexto contendo perfis e posições dos usuários para o middleware *uOS*.

O Sistema TRUE é um sistema monomodal implementado em C++ que utiliza somente dados visuais, como imagens de cor e profundidade. As imagens de profundidade são utilizadas no rastreamento e localização dos usuários no ambiente, enquanto que as imagens de cor são utilizadas no reconhecimento facial e no cadastro dos usuários. Assim, o dispositivo de coleta de imagens presentes no ambiente deve ser capaz de fornecê-las a um taxa e qualidade adequadas. Para tanto, o sistema utiliza o sensor *Kinect* da marca Microsoft descrito no Apêndice A. O *Kinect* é um dispositivo bastante acessível de custo aproximadamente \$150,00 e capaz de fornecer imagens de cor e de profundidade sincronizadas.

O Sistema TRUE é dividido em quatro módulos principais:

- **Módulo de Rastreamento:** responsável pelo rastreamento e localização dos usuários no ambiente.
- **Módulo de Reconhecimento:** responsável por identificar os usuários rastreados.
- **Módulo de Registro:** responsável pelo cadastro de novos usuários e treino do sistema.

- **Módulo de Integração:** responsável pela integração e comunicação do sistema com o Middleware *uOS*.

Basicamente, o Módulo de Rastreamento obtém os dados do sensor *Kinect* que são utilizados nas tarefas de rastreamento e localização de cada usuário no ambiente. Quando necessário ele requisita ao Módulo de Reconhecimento a identificação de algum usuário repassando imagens do mesmo. Por sua vez, o Módulo de Reconhecimento acessa o banco de faces, contendo as faces das pessoas cadastradas no sistema, e identifica o usuário mais parecido retornando seu nome ao Módulo de Rastreamento. Este último, repassa as informações de cada usuário ao Middleware *uOS* através do Módulo de Integração. Quando for necessário cadastrar um novo usuário no Sistema TRUE, o Middleware acessa o Módulo de Registro, também através do Módulo de Integração, que insere as imagens da nova pessoa na base de faces e retreina o sistema. A Figura 4.1 ilustra essa interação entre os módulos do Sistema TRUE.

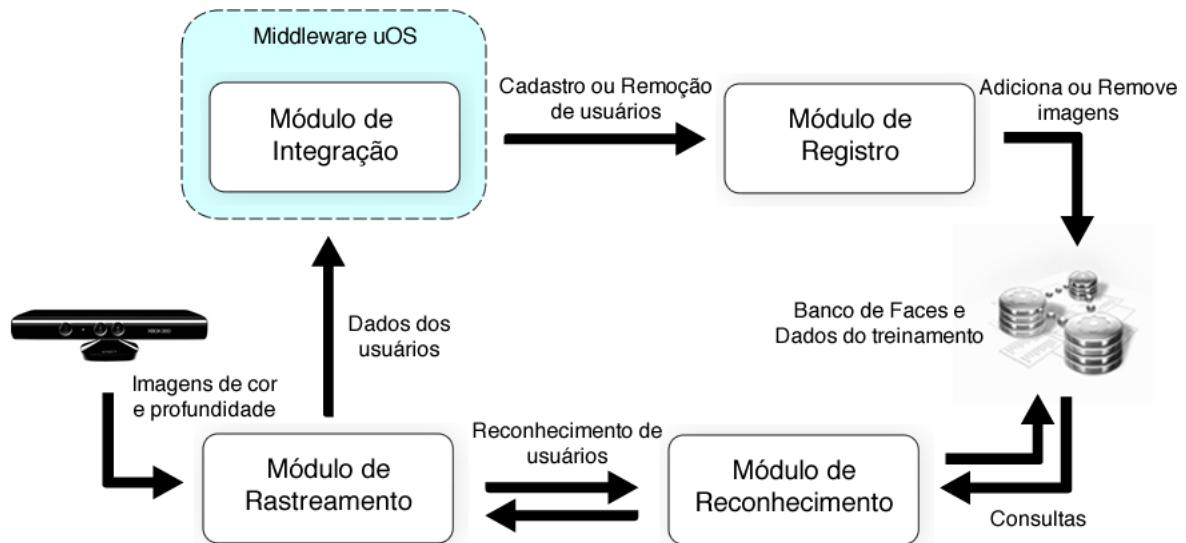


Figura 4.1: Interação entre o módulos do Sistema TRUE.

A seguir serão apresentados em detalhes cada um dos módulos aqui mencionados. Além disso, na Seção 4.1 será apresentada uma visão mais detalhada do middleware *uOS*.

4.1 Middleware *uOS*

O Middleware *uOS* (9) é um projeto do grupo de pesquisa *UnBiquitous*¹ da Universidade de Brasília cujo foco está na adaptabilidade de serviços em um ambiente de computação ubíqua, de modo que os serviços dos dispositivos presentes no ambiente possam ser oferecidos e compartilhados.

O *uOS* é uma implementação de um middleware para auxílio de aplicações para ambiente de computação ubíqua, cuja proposta é compatível com os conceitos apresentados pela *DSOA* (*Device Service Oriented Architecture*) (9).

¹Este trabalho é parte integrante do projeto *UnBiquitous*

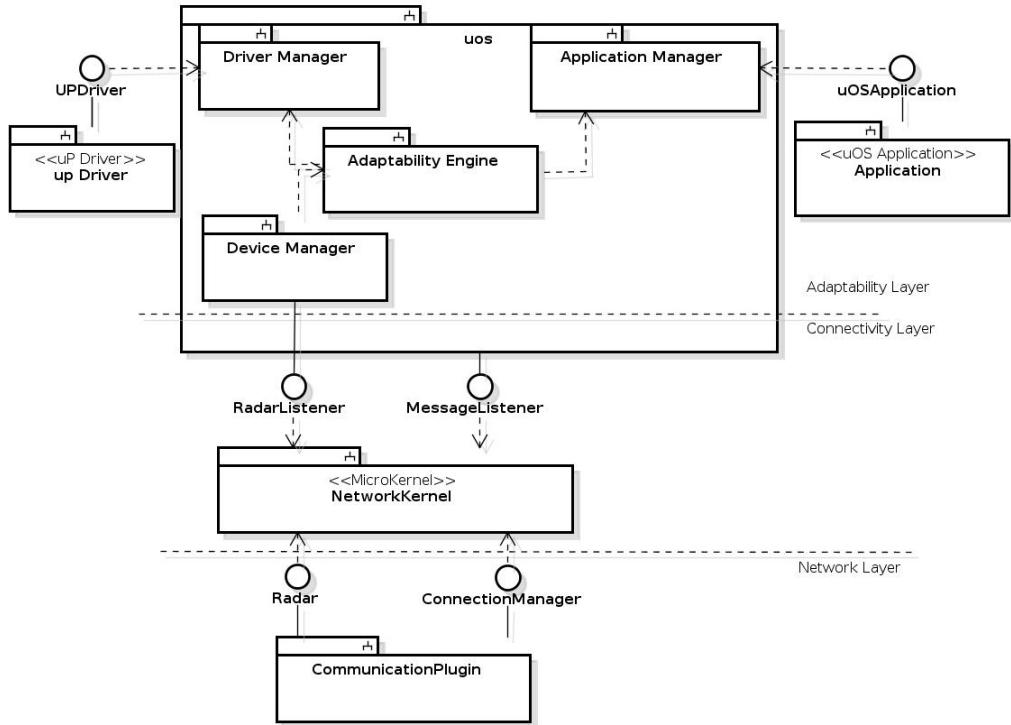


Figura 4.2: Camadas do middleware *uOS*.

A Figura 4.2 mostra as três camadas do middleware *uOS*:

1. Camada de Rede: responsável por gerenciar as interfaces de rede do dispositivo;
2. Camada de Conectividade: responsável por gerenciar conexões entre dispositivo que se comunicam por diferentes tecnologias, como Bluetooth e Ethernet;
3. Camada de Adaptabilidade: responsável por gerenciar os serviços disponíveis e o acesso aos mesmos.

A camada de Rede contém os módulos: RADAR e *Connection Manager*. O RADAR descobre os dispositivos do ambiente por meio de varreduras e o *Connection Manager* gerencia conexões entre dispositivos com a mesma tecnologia de comunicação. Na camada de Conectividade, a comunicação entre dispositivos com diferentes tecnologias é obtida com a utilização de um Proxy. Por fim, a camada de Adaptabilidade contém um módulo chamado *Adaptability Engine*, que faz a intermediação entre as aplicações e os *drivers* com o objetivo de selecionar o serviço mais apropriado para determinada aplicação. A camada de Adaptabilidade também contém o módulo *Application Deployer*, que permite a inclusão e exclusão de aplicações por meio das operações de *Deploy* e *Undeploy*.

A integração do Sistema TRUE com o middleware *uOS* foi realizada na Camada de Adaptabilidade através da implementação de um *driver* de “usuário”. Este *driver* se comunica com o Sistema TRUE disponibilizando serviços às aplicações para que as mesmas possam trocar informações. Esta integração será apresentada em detalhes na Seção 4.6.

4.2 Módulo de Reconhecimento

O Módulo de Reconhecimento é responsável pela identificação dos usuários no ambiente utilizando a face como característica biométrica. A face foi escolhida por permitir um reconhecimento não intrusivo, como mencionado na Seção 2.3.1. A detecção e o reconhecimento são feitos a partir de imagens de usuários que são repassadas pelo Módulo de Rastreamento. Estas imagens são compostas somente pela região em que o usuário se encontra, como mostrado na Figura 4.3.

Basicamente, o processo de reconhecimento é realizado pelas seguintes etapas (Figura 4.4):

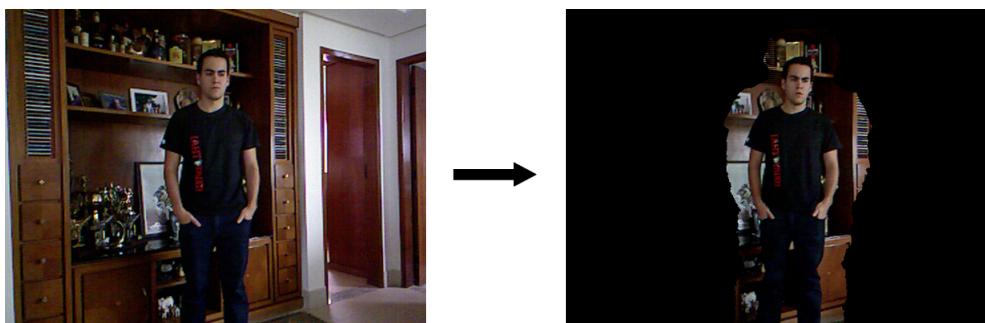


Figura 4.3: Exemplo de uma imagem composta somente pela região em que o usuário se encontra.

1. Obtenção da imagem de entrada composta somente pelo usuário cujo reconhecimento foi requisitado.
2. Pré-processamento da imagem, ou seja, conversão da imagem em escala de cinza.
3. Detecção facial na imagem. Caso nenhuma face seja encontrada, retorna “vazio”. Observa-se que no máximo uma face pode ser encontrada nesta imagem.
4. Processamento da imagem: uma nova imagem é criada recortando a região da face encontrada. A imagem é, então, redimensionada e equalizada criando assim um padrão de tamanho, brilho e contraste aumentando a acurácia do reconhecimento.
5. Reconhecimento facial com a técnica *Eigenfaces*.
6. Retorno do nome do usuário com a face “mais parecida” e a confiança do reconhecimento.

A seguir serão relatados as etapas de Pré-processamento e Processamento da imagem. Depois, serão apresentados em detalhes as etapas de Detecção e Reconhecimento facial.

4.2.1 Pré-processamento e Processamento da Imagem

As etapas de pré-processamento e processamento das imagens (etapas 2 e 4 mencionadas acima) permitem criar um padrão nas mesmas aumentando a acurácia do reconhecimento. No Sistema TRUE estas etapas consistem em converter a imagem em escala de

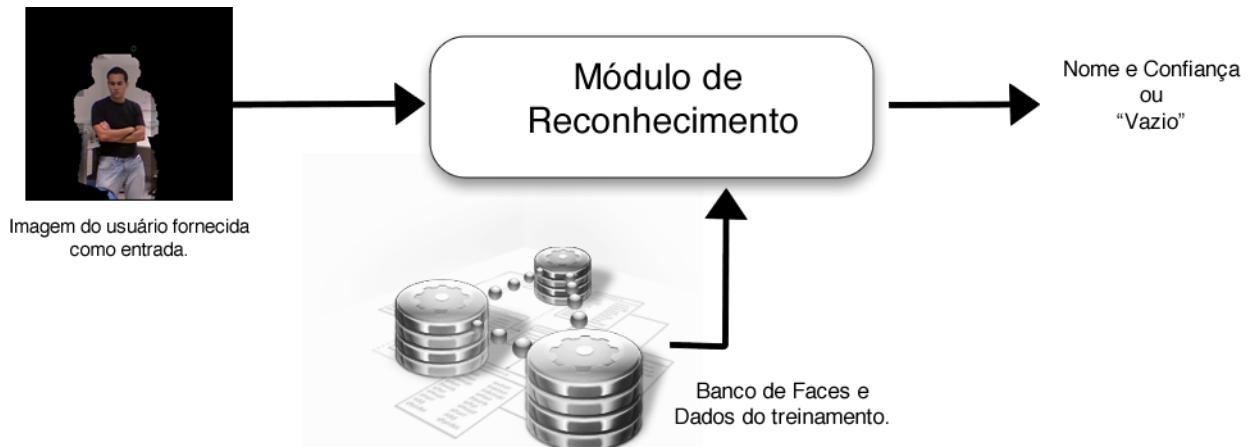


Figura 4.4: Módulo de Reconhecimento do Sistema TRUE.

cinza, recortá-la, redimensioná-la e equalizá-la, criando, assim, padrões de cor, tamanho, brilho e contraste.

A Figura 4.5 exemplifica uma imagem capturada de uma face, a mesma convertida em escala de cinza e depois equalizada. O Apêndice B contém trechos de código em linguagem C que implementam tais etapas.



Figura 4.5: Exemplo de uma imagem de face capturada, a mesma em escala de cinza e depois equalizada. Adaptada de (16).

4.2.2 Detecção Facial

A detecção facial (etapa 3 mencionada acima) foi desenvolvida utilizando o método *Viola-Jones* apresentado na Seção 2.3.2. Este método é adequado para construir uma abordagem de detecção facial rápida e eficaz (38) em tempo real. Além disso, o *Viola-Jones* é implementado pela biblioteca *OpenCV* (8) (*Open Source Computer Vision*). Basicamente, o processo de detecção facial procura por uma face em uma imagem pré-processada. Para realizar detecção facial utilizando o método *Viola-Jones* é necessário a utilização de um classificador em cascata, como mencionado na Seção 2.3.2. Portanto, entre os diversos classificadores em cascata presentes na biblioteca *OpenCV*, o Sistema TRUE utiliza o classificador *haarcascade_frontalface_alt.xml*, um classificador treinado para detectar faces frontais em imagens.

O processo de básico de detecção de faces no Sistema TRUE possui as seguintes etapas:

1. Leitura de um classificador treinado para detectar faces em uma imagem.
2. Obtenção da imagem de entrada (esta imagem é composta somente pelo usuário e está na escala de cinza).
3. Detecção da face na imagem utilizando o classificador.
4. Retorno da região da face detectada ou retorno “vazio” caso nenhuma face tenha sido encontrada. Observa-se que existe no máximo uma face na imagem, pois contém somente um usuário.

4.2.3 Reconhecimento Facial com *Eigenfaces*

A etapa do reconhecimento facial propriamente dito, correspondente a etapa 5 mencionada acima, foi desenvolvida utilizando a técnica *Eigenfaces* (Seção 2.3.2). Esta técnica consiste em uma técnica bastante satisfatória quando utilizada sobre uma base de faces relativamente grande, permitindo ao sistema inferir, das imagens das faces suas principais características e, partindo delas, realizar o reconhecimento facial utilizando um número reduzido de cálculos (12), permitindo, assim, um reconhecimento em tempo real. Além disso, esta técnica é implementado pela biblioteca *OpenCV* (8).

A base de dados utilizada no Sistema TRUE é formada por imagens no formato PGM (*Portable Gray Map*) com tamanho de 92x112 pixels e em escala de cinza. A base é composta por um banco de faces de alunos voluntários de Ciência da Computação da Universidade de Brasília e por um banco de imagens de faces da Universidade de Cambridge (10), mostrado na Figura 4.6. Este último, é formado por imagens de faces de 40 pessoas diferentes. Para cada pessoa, existem 10 diferentes imagens obtidas em diferentes momentos, com diferentes condições de iluminação, diferentes expressões faciais (olhos abertos e fechados, sorrindo e não sorrindo, entre outros) e diferentes detalhes faciais (com e sem óculos).

Antes de realizar o processo de reconhecimento facial propriamente dito, a imagem da face do usuário a ser reconhecida, obtida no processo de detecção facial, é processada (a imagem é recortada, redimensionada e equalizada). O reconhecimento facial inicia-se projetando a imagem no subespaço através do método PCA (*Principal Component Analysis* - Análise de Componente Principal) que reduz sua dimensionalidade. Então, calcula-se a distância da imagem projetada a cada um dos *eigenfaces* obtidos na etapa de treinamento (esta etapa será descrita posteriormente) obtendo uma lista de distâncias. Esta lista de distâncias é comparada com as lista de distâncias de cada usuário, também obtidas na etapa de treinamento, obtendo o usuário cuja lista de distâncias é a mais similar. Então, a confiança do reconhecimento é calculada. A Figura 4.7 ilustra estas etapas descritas.

Uma das etapas intermediárias consiste no cálculo da distância entre a imagem projetada no subespaço PCA aos *eigenfaces*. Inicialmente, o cálculo desta distância era feito utilizando distância Euclidiana. Contudo, testes foram realizados com alguns usuários, em que o sistema realizava 20 tentativas de reconhecimento de usuários, e os resultados não foram satisfatórios. Portanto, os mesmos testes foram realizados utilizando distância Mahalanobis (39). Ainda assim, os resultados não foram satisfatórios. Então, os mesmos testes foram feitos utilizando as duas distâncias de maneira conjunta: uma imagem só é tida como reconhecida quando o resultado das duas distâncias apontarem para a mesma

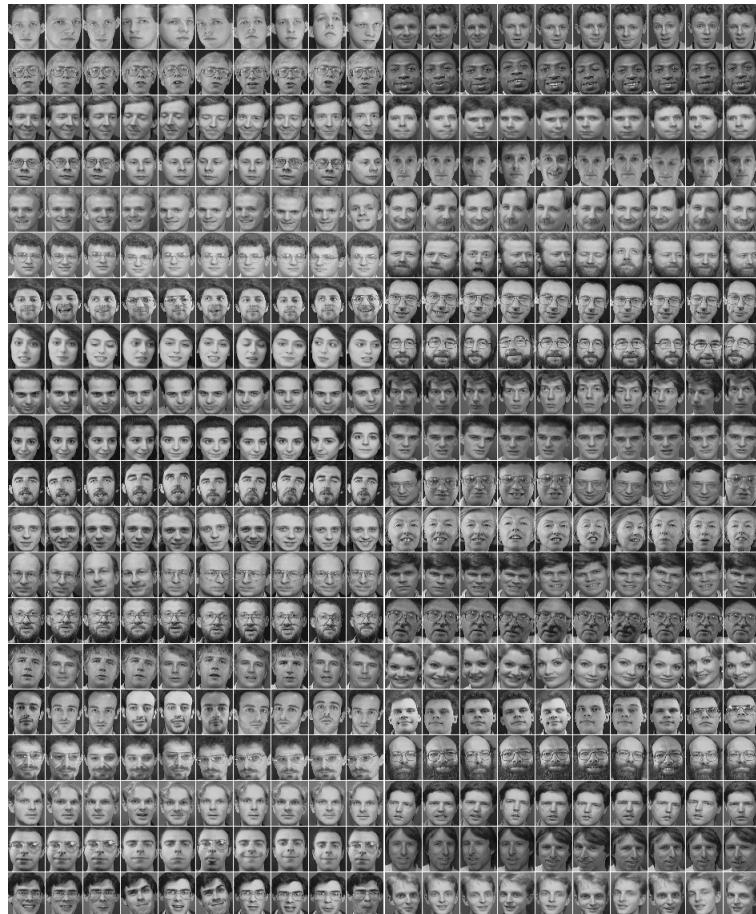


Figura 4.6: Banco de imagens de faces da Universidade de Cambridge (10).

identidade. Com isso, houve uma melhora significativa dos resultados. A Tabela 4.1 exemplifica o resultado destes testes realizados com o usuário Danilo. Esta tabela mostra, para o usuário Danilo, a porcentagem de acerto e confusão da distância Euclidiana, da distância Mahalanobis e de ambas quando usadas de maneira conjunta. Observa-se que houve uma melhora significativa ao se utilizar ambas as distâncias (acerto de 75%) comparado com a distância Euclidiana (acerto de 45%) e distância Mahalanobis (acerto de 40%). Nessa tabela, os nomes Pessoa1, Pessoa2, Pessoa3, são nomes dados as pessoas cujas fotos estão presentes no banco de imagens de faces da Cambrige (10).

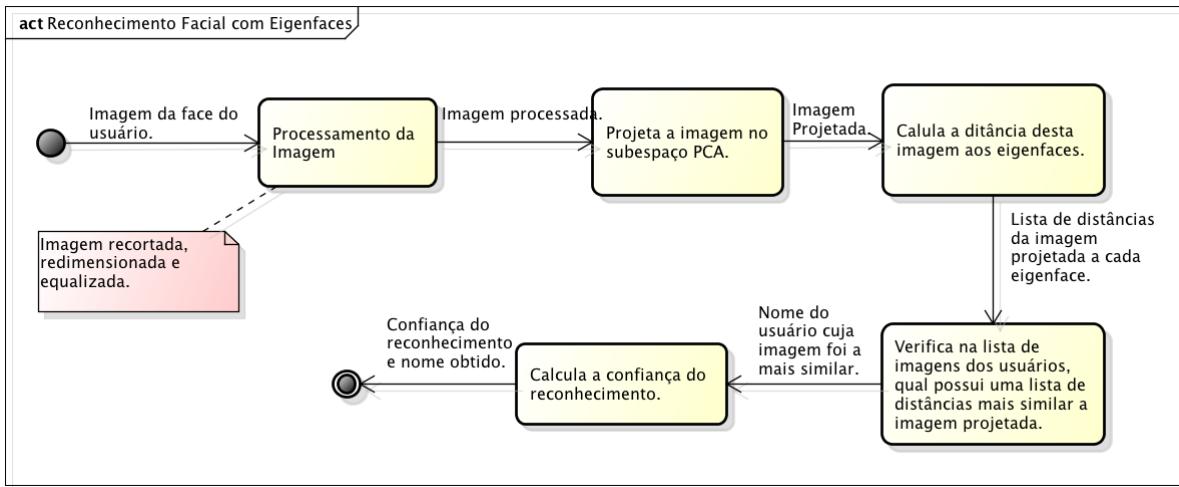


Figura 4.7: Fluxo de execução do processo de reconhecimento facial no Sistema TRUE.

Tabela 4.1: Resultados do teste de reconhecimento feito com o usuário Danilo utilizando as diferentes distâncias.

	Danilo	Pedro	Ana	Pessoal	Pessoa2	Pessoa3	Desconhecido
Euclidiana	45%	40%		5%	5%	5%	
Mahalanobis	40%		15%	35%	10%		
Ambas Distâncias	75%						25%

A última etapa consiste no cálculo da confiança do reconhecimento. Este cálculo foi feito utilizando a distância da imagem de entrada do usuário à imagem mais similar das imagens de treinamento. O valor da confiança varia de 0.0 a 1.0, onde 1.0 significa uma “correspondência perfeita”. Para calcular a confiança utiliza-se a Equação 4.1 (16), onde d_e é a distância da imagem de entrada do usuário a imagem mais similar das imagens de treinamento, n_t é o número de imagens utilizadas no treinamento e n_e é o número de *eigenfaces*.

$$Confianca = 1 - \frac{\sqrt{\frac{d_e}{n_t * n_e}}}{255} \quad (4.1)$$

4.3 Módulo de Rastreamento

O Módulo de Rastreamento é responsável por rastrear os usuários no ambiente, determinar a sua localização física em relação ao sensor *Kinect* e gerenciar suas identidades.

Para realizar o rastreamento e localização dos usuários é utilizada a biblioteca *OpenNI* (*Open Natural Interaction*) (36, 40). Trata-se de um *framework* que define *APIs* para o desenvolvimento de aplicações de interação natural. Utilizando as imagens de profundidade, a detecção e o rastreamento são feitos utilizando subtração de fundo (Seção 2.1.3). A representação das pessoas detectadas e rastreadas são feitas utilizando suas silhuetas (Seção 2.1.1).

As imagens utilizadas para o rastreamento são imagens de profundidade, exemplificada na Figura 4.8, providas pelo *Kinect* que são obtidas utilizando o método de Luz Estruturada descrito na Seção 2.2. Estas imagens de profundidade nada mais são que *depth maps* (mapas de profundidade), em que cada pixel da imagem contém o valor estimado da distância em relação ao sensor. O *Kinect* fornece esses dados a uma taxa de 30 *fps* (*frames* por segundo) com uma resolução 640 x 480 pixels.



Figura 4.8: Exemplo de uma imagem de profundidade fornecida pelo *Kinect*.

Utilizando os mapas de profundidade é possível calcular as coordenadas (x, y, z) de um plano cartesiano de três dimensões em que o ponto $(0, 0, 0)$ corresponde a posição do *Kinect*, como mostrado na Figura 4.9. Dessa forma, a posição de um usuário em relação ao sensor é estimada utilizando as coordenadas referente ao pixel que representa seu centro de massa geométrico. Sendo assim, ao fixar a posição do *Kinect* no ambiente, é possível estimar a localização de qualquer usuário rastreado em tempo real. A Figura 4.10 mostra um usuário rastreado pelo Sistema TRUE onde os valores das coordenadas (x, y, z) estão em milímetros.

O processo de rastreamento começa inicializando o dispositivo de entrada, no caso o sensor *Kinect*, e registra as ações a serem tomadas quando eventos em relação aos usuários ocorram, como novo usuário detectado ou usuário perdido. Então, o Módulo de Rastreamento obtém uma imagem de fundo da cena que será utilizada no processo de subtração de fundo. Para cada imagem obtida da cena, o processo de subtração de fundo é realizado atualizando os parâmetros de cada usuário, como sua posição na imagem e sua posição em relação ao sensor. A Figura 4.11 ilustra estas etapas descritas.

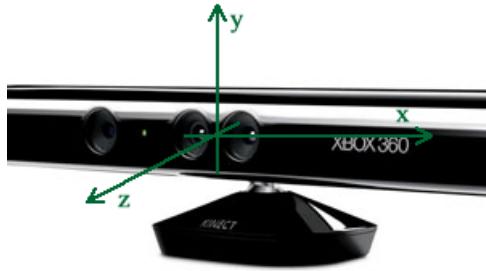


Figura 4.9: Plano cartesiano de três dimensões onde o *Kinect* representa a coordenada $(0, 0, 0)$.

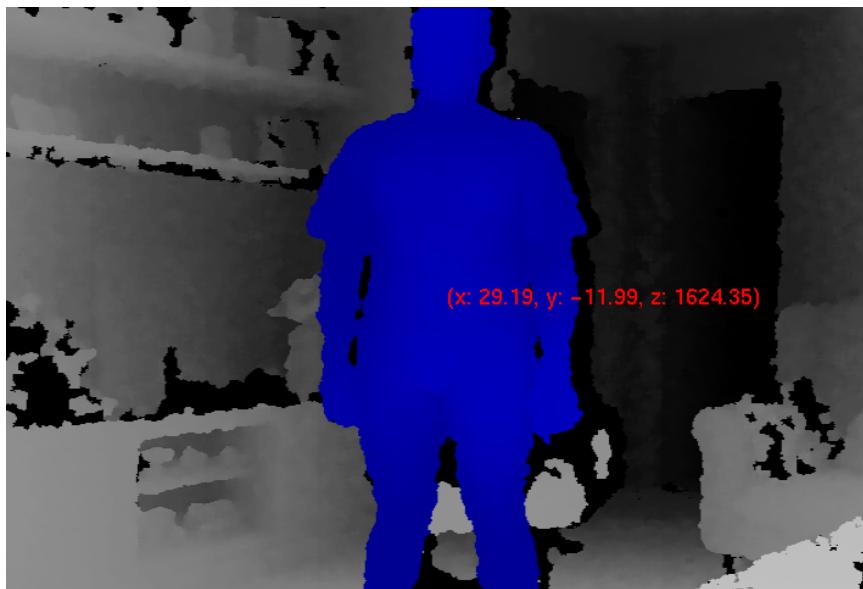


Figura 4.10: Imagem do Sistema TRUE de um usuário rastreado e localizado.

4.4 Relação Rastreamento e Reconhecimento

Até então, foi descrito como os Módulos de Rastreamento e de Reconhecimento funcionam de maneira isolada. Entretanto, eles operam em conjunto. O Módulo de Rastreamento detém as informações sobre todos os usuários rastreados no ambiente e é responsável por requisitar identificação ao Módulo de Reconhecimento. Isto acontece sempre que um novo usuário for detectado ou quando for necessário reconhecer novamente um usuário já rastreado.

Quando um novo usuário for detectado, o Módulo de Rastreamento obtém 20 imagens de cor sucessivas deste usuário. Para cada imagem, ele cria uma nova imagem composta somente pela região em que este usuário se encontra, como mostrado na Figura 4.3, e a envia ao Módulo de Reconhecimento requisitando identificação ao mesmo. O Módulo de Reconhecimento, por sua vez, realiza o reconhecimento facial e retorna ao Módulo de Rastreamento o nome do usuário e a confiança obtida. A cada 0.5 segundos, o Módulo de Reconhecimento verifica se chegou algum resultado de identificação. Caso tenha chegado,

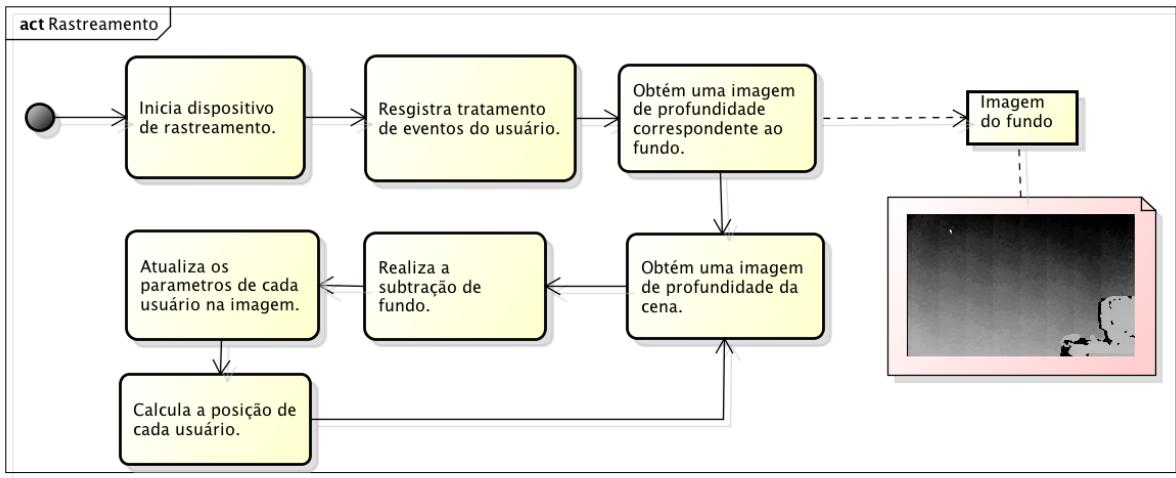


Figura 4.11: Representação das etapas propostas para o rastreamento.

o Módulo de Rastreamento computa o resultado e decide qual identidade será atribuída ao respectivo usuário. A Figura 4.12 ilustra esta relação entre os dois módulos.

Ao invés de realizar o reconhecimento somente quando novos usuários são detectados, com o objetivo de melhorar a confiança no reconhecimento, o Sistema TRUE realiza continuamente a identificação dos usuários já reconhecidos. Essas tentativas de reconhecer novamente os usuários ocorrerão a cada 5 segundos seguindo as mesmas etapas de quando um novo usuário for detectado. A única etapa que se difere é a primeira, ou seja, ao invés de obter várias imagens de um mesmo usuário, é obtida uma imagem de cada usuário rastreado e a mesma é enviada ao Módulo de Reconhecimento.

Como visto na Figura 4.12, ao obter um resultado de reconhecimento para determinado usuário, o Módulo de Rastreamento deve computar qual identidade será atribuída ao mesmo. Para isso, este módulo mantém para cada usuário o número total de vezes que este já foi reconhecido, os diferentes nomes obtidos pelo Módulo de Reconhecimento bem como a confiança média para cada nome e o número de vezes que cada nome foi atribuído àquele usuário. Com todos esses dados, a identidade do usuário é definida por meio de uma média ponderada entre as confianças de cada nome, onde os pesos utilizados são compostos pelo número de vezes que o respectivo nome foi atribuído ao usuário. A Equação 4.2 mostra como é calculada essa média ponderada, em que N_i é o número de vezes que o nome foi atribuído ao usuário e C_i é a confiança média. O exemplo a seguir apresenta em detalhes como a identidade de um usuário é definida.

$$M_p = \frac{N_1 * C_1 + N_2 * C_2 + \dots + N_n * C_n}{N_1 + N_2 + \dots + N_n} \quad (4.2)$$

João é um usuário do ambiente inteligente que está sendo rastreado há algum tempo e que já foi reconhecido algumas vezes. Como já mencionado, o Módulo de Rastreamento mantém para cada usuário o número total de vezes que este já foi reconhecido, os diferentes nomes obtidos pelo Módulo de Reconhecimento bem como a confiança média para cada nome e o número de vezes que cada nome foi atribuído àquele

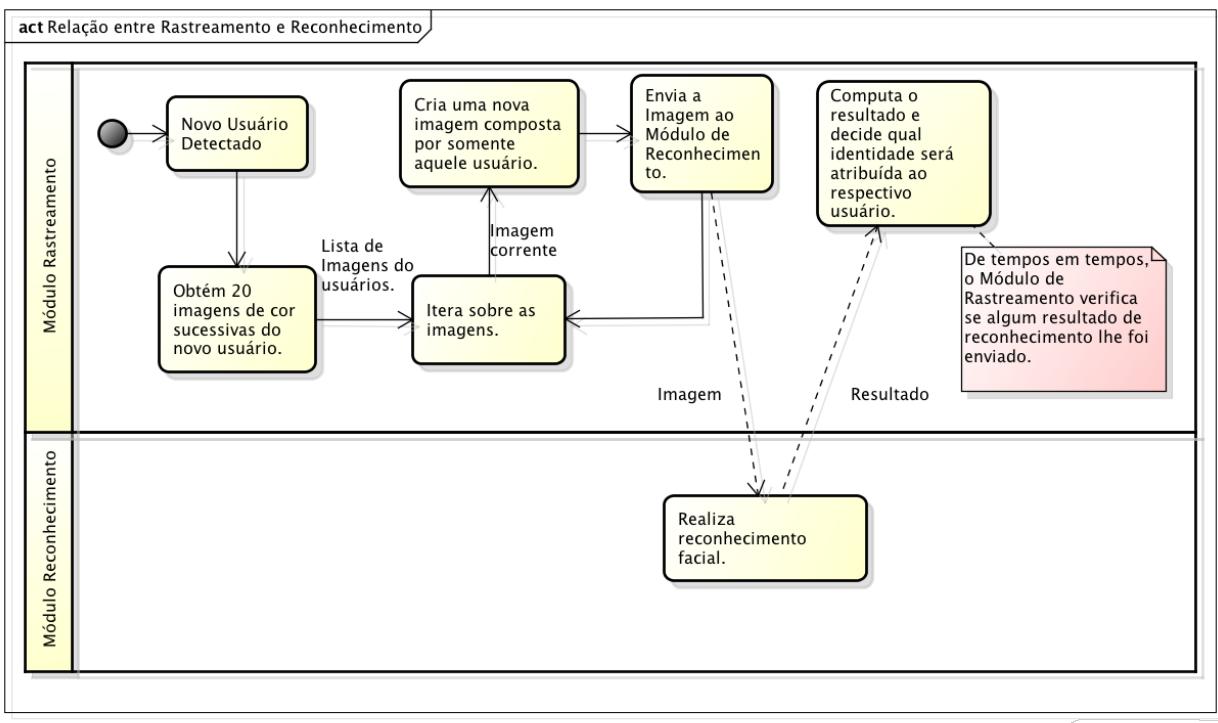


Figura 4.12: Representação da relação que o Módulo de Rastreamento terá com o Módulo de Reconhecimento quando um novo usuário for detectado.

usuário. Neste caso, a Tabela 4.2 mostra os dados mantidos para o usuário João pelo Módulo de Rastreamento, em que “João”, “Danilo” e “Tales” são as identidades que já foram obtidas ao se tentar reconhecer o João. A segunda coluna desta tabela mostra a confiança média do reconhecimento para cada nome e a última mostra o número de vezes que cada nome foi atribuído a João. Para decidir qual identidade será atribuída ao usuário João primeiramente calcula-se a média ponderada como mostrado nos cálculos 4.3. Então, a identidade atribuída será aquela cuja confiança média mais se aproxima da média ponderada. Neste caso, a identidade atribuída a João será “João”, como mostrado nos cálculos 4.4.

Tabela 4.2: Exemplos de dados de reconhecimento mantidos para cada usuário rastreado pelo Módulo de Rastreamento.

Nome	Confiança Média	Número de Vezes
João	0.947302	15
Danilo	0.934010	1
Tales	0.950320	3
Total		19

$$M_p = \frac{15 * 0.947302 + 1 * 0.934010 + 3 * 0.950320}{19} = 0.947079 \quad (4.3)$$

$$Joao : 0.947079 - 0.947302 = -0.000223 \quad (4.4)$$

$$Danilo : 0.934010 - 0.947302 = -0.013292$$

$$Tales : 0.950320 - 0.947302 = 0.003018$$

Com todos esses dados de reconhecimento, além dos dados de rastreamento e localização de cada usuário, o Módulo de Rastreamento centraliza todas as informações necessárias de cada usuário. A Figura 4.13 exemplifica um usuário rastreado pelo Sistema TRUE onde as informações de localização e identificação estão presentes.



Figura 4.13: Exemplo de um usuário rastreado e identificado pelo Sistema TRUE.

4.5 Módulo de Registro

O Módulo de Registro é responsável por cadastrar novos usuários no sistema e treiná-lo para também reconhecer esse novo usuário. Basicamente, o processo de registro, ilustrado na Figura 4.14, segue as seguintes etapas :

1. Obtenção das imagens do novo usuário.
2. Processamento das imagens, isto é, as imagens são convertidas em escala de cinza, novas imagens são criadas recortando a região da face encontrada. Em seguida,

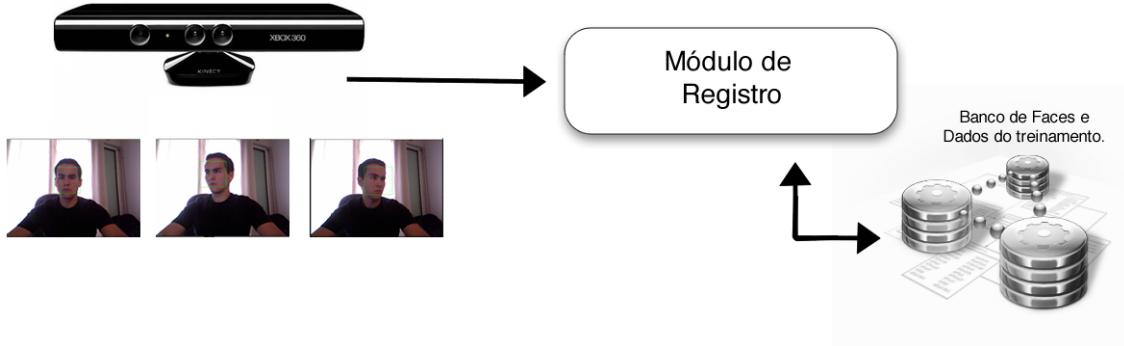


Figura 4.14: Módulo de Registro do Sistema TRUE.

as imagens são redimensionadas e equalizadas criando assim padrões de tamanho, brilho e contraste.

3. Armazenamento das imagens.
4. Treinamento do sistema para reconhecer esse usuário.

A última etapa do módulo de registro consiste no treinamento do sistema. O treinamento inicia-se liberando os atuais dados de treinamento. Então, um vetor de imagens é obtido lendo todas as imagens contidas no banco de faces. Através deste vetor, obtém-se a *eigenface* média, os *eigenfaces* e os *eigenvalues*. Estes últimos são normalizados. Para cada usuário cadastrado no Sistema TRUE, suas imagens são projetadas no subespaço através do método PCA (*Principal Component Analisys* - Análise de Componente Principal), que reduz suas dimensionalidades, e são calculadas suas distâncias em relação aos *eigenfaces* obtendo um vetor de distâncias. Os *eigenfaces*, os *eigenvalues*, a *eigenface* média e os vetores de distâncias são armazenados e podem ser utilizados pelo Módulo de Reconhecimento. A Figura 4.15 mostra essas etapas de treinamento.

Após o treinamento, o Sistema TRUE é reiniciado para que o reconhecimento seja feito utilizando as novas imagens e informações obtidas com o treinamento.

4.6 Módulo de Integração

O Módulo de Integração é responsável pela integração do Sistema TRUE com o Middleware *uOS*. Através desta integração, os dados providos pelo Sistema TRUE (localização e identificação dos usuários em um ambiente) são disponibilizadas ao ambiente gerenciado pelo middleware *uOS* por meio de serviços. Para integrá-los foi desenvolvido um *driver* para o Middleware se comunicar com o Sistema TRUE. Este *driver* foi nomeado de *UserDriver* cujo diagrama de classe é mostrado na Figura 4.16. A integração foi feita utilizando suporte *JNI* (*Java Native Interface* - Apêndice C) uma vez que o Middleware foi desenvolvido em JAVA e o Sistema TRUE em C++.

Os métodos do *UserDriver* podem ser divididos basicamente em três grupos, isto é, métodos de inicialização, métodos nativos e de serviços e eventos:

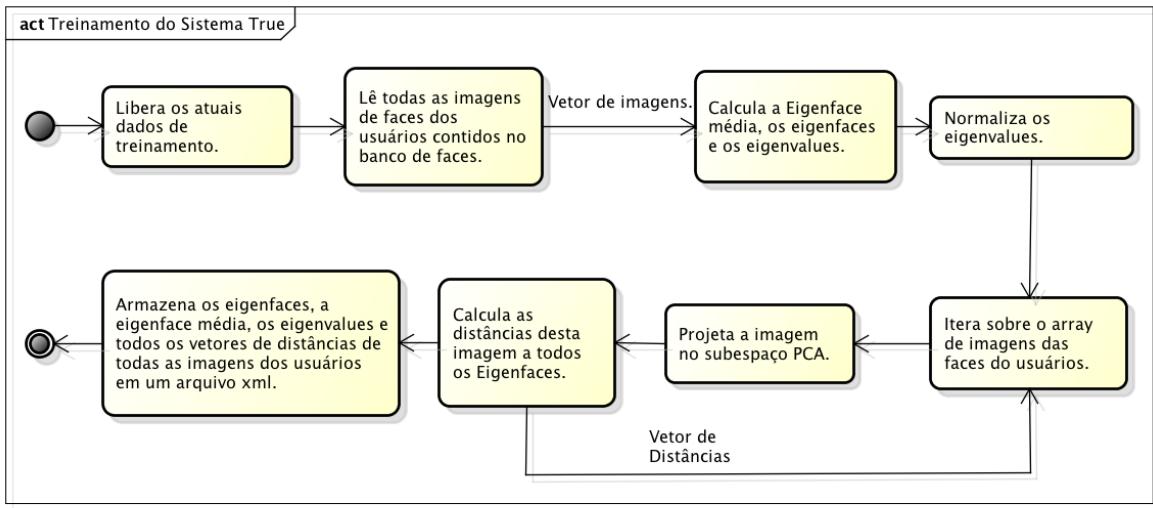


Figura 4.15: Fluxo básico do treinamento do Sistema TRUE.

- **Métodos de Inicialização:** métodos responsáveis pela inicialização do Sistema TRUE e pelo registro dos serviços que o *driver* possui e os eventos que pode gerar.
- **Métodos Nativos:** métodos declarados no *driver* que permitem acessar alguns métodos implementados pelo Sistema TRUE. Tais métodos permitem que o *UserDriver* tenha controle sobre o sistema, podendo iniciá-lo, encerrá-lo, retreiná-lo e, até mesmo, cadastrar e remover novos usuários a qualquer momento. Para implementar os métodos nativos foi utilizado JNI (*Java Native Interface*), descrito no Apêndice C.
- **Serviços e Eventos:** são os métodos que implementam os serviços que o *UserDriver* disponibiliza às aplicações presentes no ambiente e os eventos que pode gerar.

O *UserDriver* disponibiliza às aplicações registradas no *middleware* os seguintes serviços:

- **Consultas as informações dos usuários no ambiente:** através dessas consultas, as aplicações tem acesso ao nomes, emails, posições correntes e confiança do reconhecimento de todos os usuários presentes no ambiente.
- **Cadastro:** as aplicações podem cadastrar novos usuários fornecendo ao *UserDriver* o nome, o email e as imagens do novo usuário.
- **Treino do sistema:** após cadastrar novos usuários as aplicações podem retreinar o sistema para poder reconhecer o novo usuário cadastrado.
- **Remoção:** as aplicações podem remover usuários cadastrados fornecendo o email do usuário.
- **Registro de listeners:** as aplicações podem registrar *listeners* para “escutar” os eventos gerados pelo *UserDriver*.

Além dos serviços, o *UserDriver* gera os seguintes eventos:

- **Novo Usuário:** evento gerado assim que um novo usuário foi detectado pelo Sistema TRUE.
- **Usuário Perdido:** evento gerado assim que um usuário deixou de ser rastreado pelo Sistema TRUE.
- **Atualização dos dados do usuário:** evento gerado a cada cinco segundos atualizando os dados de todos os usuários rastreados.

O Módulo de Integração se comunica diretamente com os Módulos de Rastreamento e de Registro através do *UserDriver*. Enquanto a comunicação com o Módulo de Registro acontece somente quando alguma aplicação solicita o cadastramento ou a remoção de usuários, a comunicação com o Módulo de Rastreamento acontece constantemente:

- a cada 5 segundos o Módulo de Rastreamento envia informações correntes sobre todos os usuários no ambiente atualizando as informações que o Módulo de Integração detém;
- sempre que um usuário entra ou sai do ambiente o Módulo de Rastreamento informa o Módulo de Integração.

Através do *UserDriver*, o Middleware *uOS* tem acesso às informações sobre identidade e localização dos usuários presentes no ambiente em tempo real. Tais informações ficam disponíveis a qualquer aplicação registrada no Middleware.

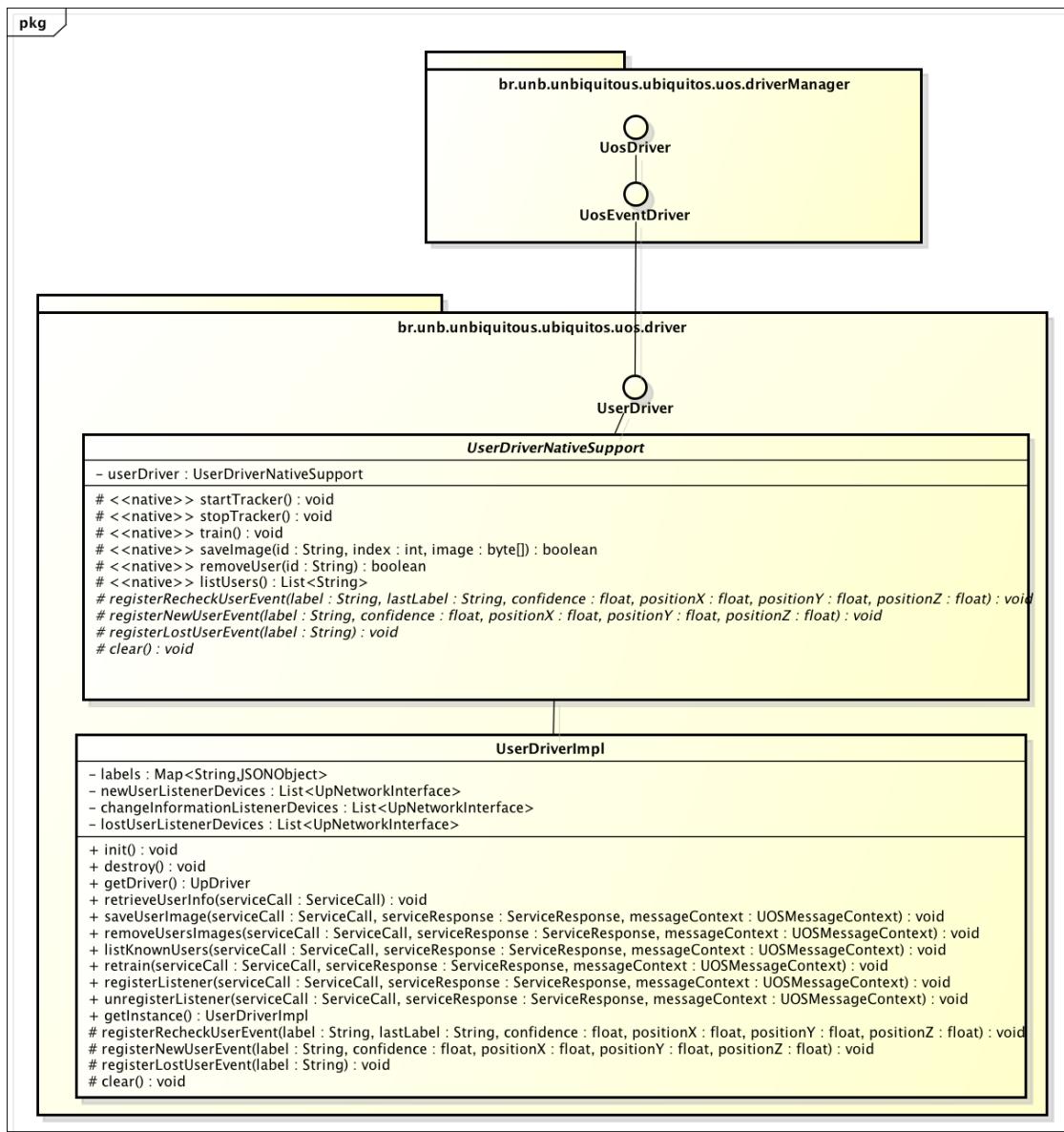


Figura 4.16: Diagrama de Classe do UserDriver.

Capítulo 5

Resultados e Análises

Com intuito de identificar a acurácia e as limitações do Sistema TRUE perante seus requisitos (reconhecimento, rastreamento e localização) foram realizados uma série de testes funcionais. Grande parte dos testes foram realizados no LAICO (**L**Aboratório de Sistemas Integrados e **C**Oncorrentes), um laboratório do Departamento de Ciência da Computação da Universidade de Brasília. O LAICO possui dimensões de $7,67m \times 6,45m$ ilustrado pela Figura 5.1.

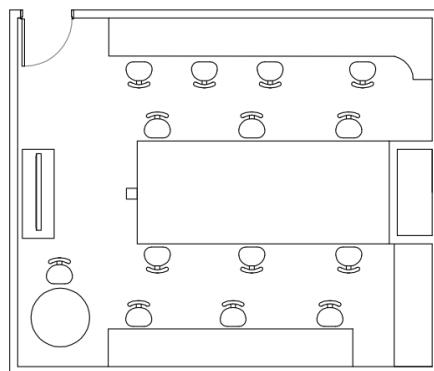


Figura 5.1: Planta do *SmartSpace* LAICO.

De acordo com as funcionalidades do Sistema TRUE foram construídos três conjunto de testes:

- **Rastreamento:** testes funcionais realizados para avaliar a eficiência da detecção de novos usuários no ambiente. Os testes simulam diferentes situações diárias mostrando como o sistema se comporta quando ocorre oclusões parciais e totais de usuários e quando os mesmos interagem entre si ou com objetos no ambiente.
- **Localização:** testes realizados para avaliar a precisão do sistema ao estimar a posição dos usuários rastreados no ambiente.
- **Reconhecimento:** testes realizados para avaliar a acurácia na identificação de usuários.

Nas seções serão apresentados cada conjunto de testes bem como uma análise dos resultados de cada uma das funcionalidades acima. Além disso, com o objetivo de demonstrar a integração do Sistema TRUE com o middleware *uOS* foi desenvolvida uma pequena aplicação utilizando os serviços e os eventos providos pelo sistema.

5.1 Rastreamento dos Usuários

O rastreamento é fundamental para o funcionamento correto do Sistema TRUE uma vez que é responsável por rastrear os usuários no ambiente, determinar a sua localização física em relação ao sensor *Kinect* e gerenciar suas identidades. Portanto, foi realizado uma série de testes funcionais para avaliar o módulo de rastreamento do Sistema TRUE.

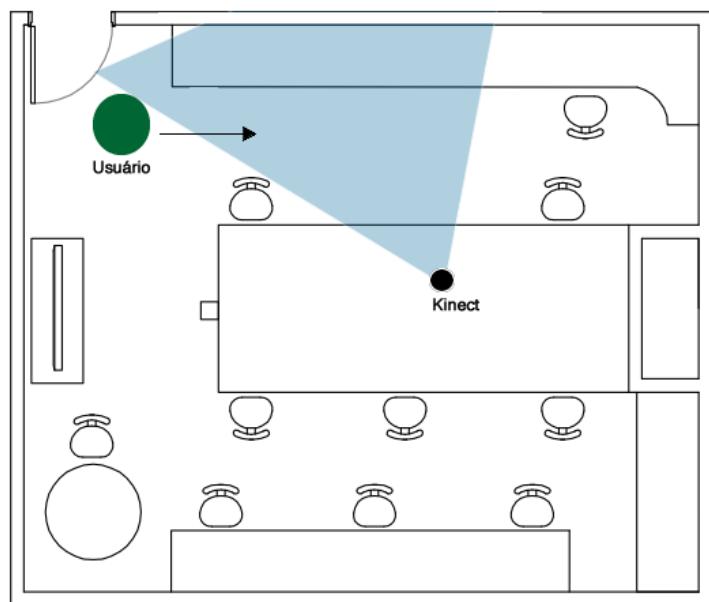


Figura 5.2: Usuário entrando no campo de visão do *Kinect* no LAICO

Os primeiros testes realizados tiveram como objetivo verificar a eficiência da detecção de novos usuários no ambiente. Os testes foram feitos simulando a entrada de um usuário na cena e analisando o momento em que o mesmo era detectado. Esse teste foi executado no LAICO e a posição do sensor e a trajetória do usuário é apresentado na Figura 5.2. Em todos os testes o usuário era detectado antes mesmo de entrar na área de visão do sistema por completo, como mostrado na Figura 5.3.

Também foram realizados testes com o objetivo de verificar a oclusão no rastreamento. Foi testado o caso em que um usuário oculta propositalmente outro já rastreado. Nesta situação, caso o usuário rastreado continuasse oculto, o sistema o determinava como perdido. Por outro lado, nos casos de oclusão parcial, o sistema se mostrou robusto como pode ser observado na Figura 5.4, onde o usuário apresentado na cor verde está parcialmente oculto pelo usuário na cor azul. Nos testes foi simulada também a situação de oclusão momentânea, ou seja, um usuário em movimento oculta outro por um curto

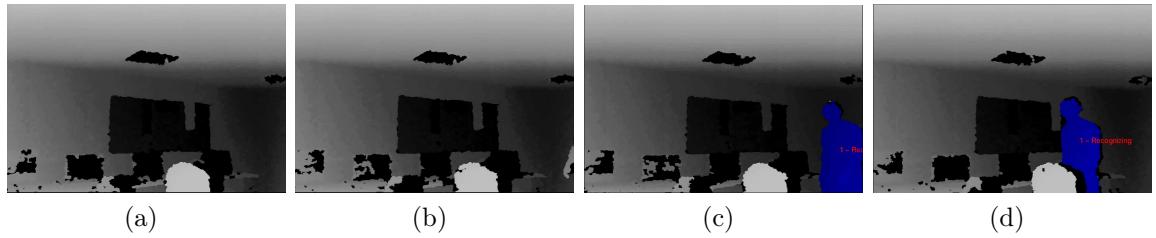


Figura 5.3: Momento em que um novo usuário foi detectado pelo Sistema TRUE.

período de tempo em razão da sua movimentação. Nestes casos, o sistema TRUE perde o usuário rastreado, mas rapidamente é capaz de detectá-lo novamente, como mostrado na sequência de imagens da Figura 5.5. A oclusão era um problema esperado uma vez que o Sistema TRUE utiliza somente um sensor *Kinect* como dispositivo de entrada.

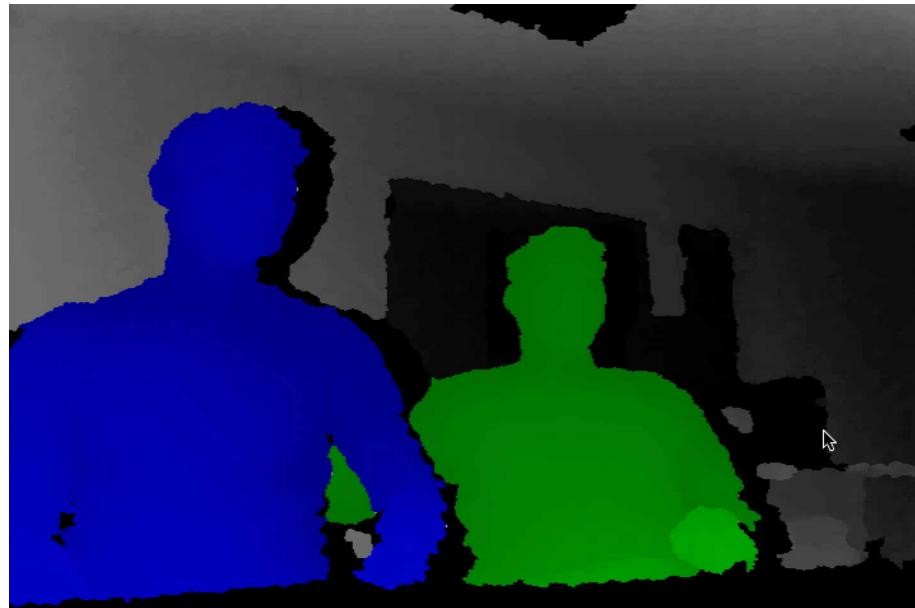


Figura 5.4: Oclusão parcial de usuário rastreado.

Dado que o *Kinect* tem um ângulo de 57° e foi comprovado em testes que o alcance maximo é de 4057 milímetros (Seção 5.2) elaboramos o seguinte teste. A uma distância de aproximadamente 4 metros do sensor foram dispostos, ombro a ombro, o maximo de usuários sem que haja oclusão ou interferência. Neste teste conseguimos que até 5 usuários fossem rastreados como é possível ver na Figura 5.6.

Durante os testes realizados com rastreamento foi observado alguns problemas quando o usuário rastreado interagia com objetos do ambiente ou com outros usuários. Na grande maioria das vezes em que o usuário interagiu com objetos, o Sistema TRUE considerou o objeto como sendo parte do usuário, conforme exemplificado na Figura 5.7. Entretando, esta situação não prejudicou a eficiência do sistema. Por outro lado, os problemas com interação entre usuários foram mais raros, porém tiveram impacto maior. Tais problemas

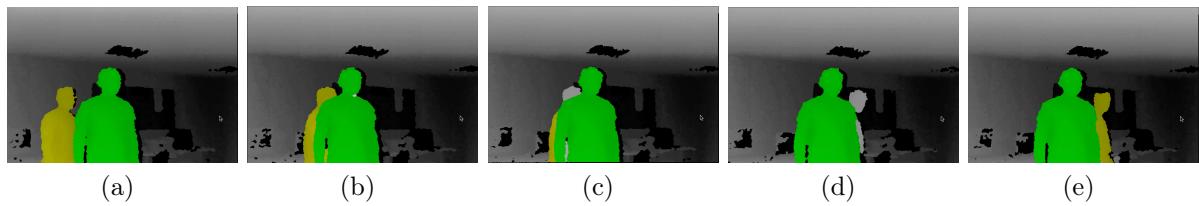


Figura 5.5: Oclusão de usuários.



Figura 5.6: Usuários posicionados lado a lado a uma distância de 4 metros do sensor *Kinect*.

consistem em “interferências” que ocorreram em algumas situações de contato entre dois ou mais usuários, conforme exemplifica a Figura 5.8.

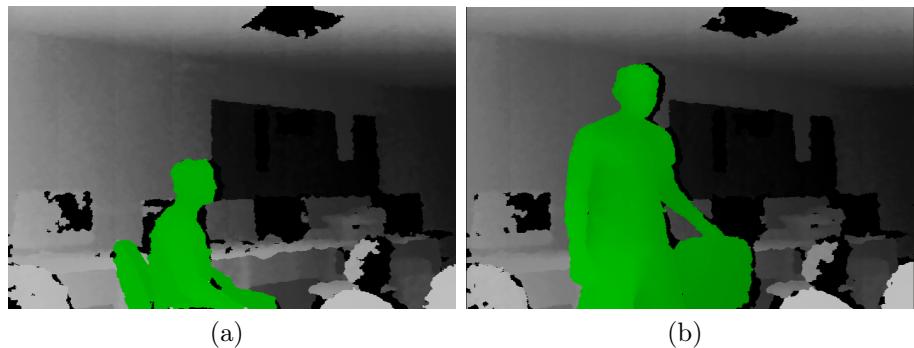


Figura 5.7: Usuário sendo rastreado em conjunto com o objeto que interage.

Apesar dos problemas relatados, o rastreamento conseguiu, na maioria dos testes, atender às necessidades rastreando os diversos usuários no ambiente em suas atividades diárias, como mostrado na Figura 5.9.

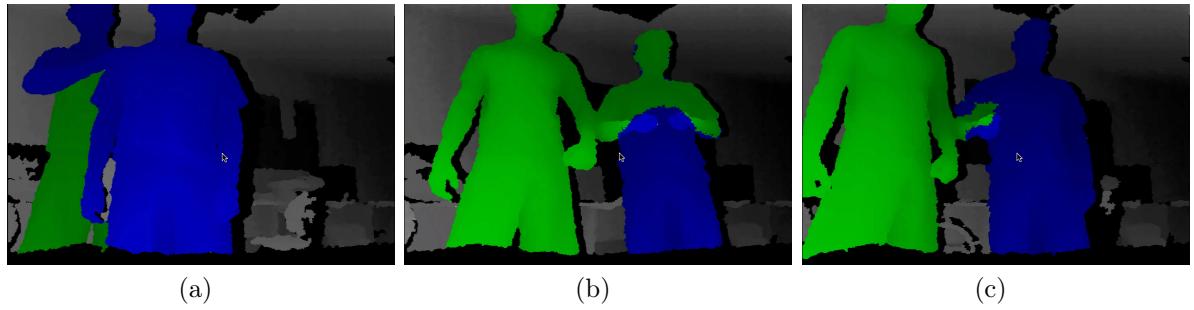


Figura 5.8: Usuários sofrendo interferência de outros ao seu redor.

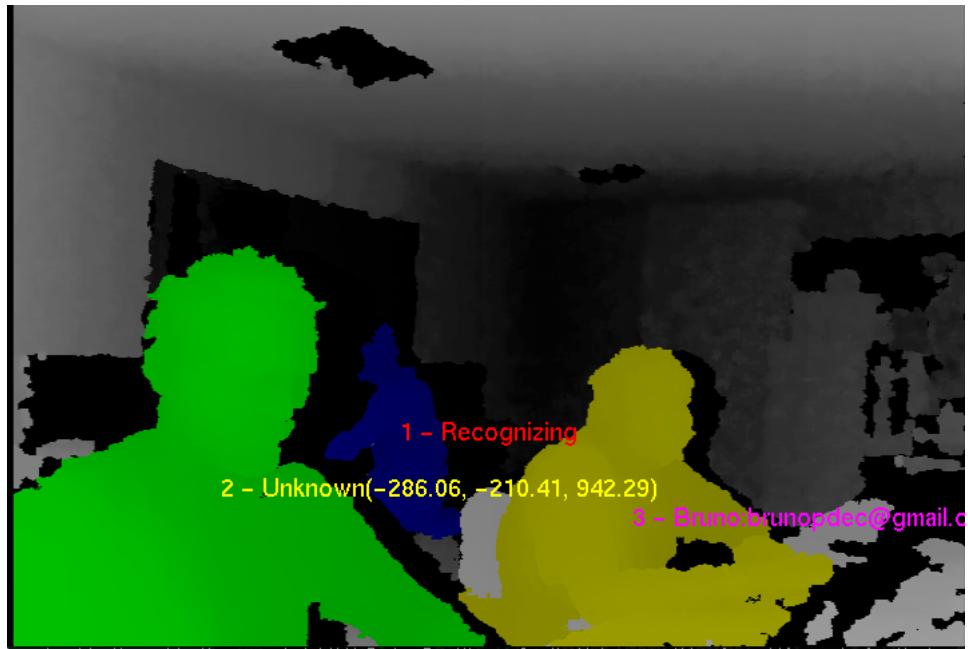


Figura 5.9: Usuários do LAICO rastreados pelo Sistema TRUE.

5.2 Localização dos Usuários

O Sistema TRUE obtém a localização dos usuários no ambiente por meio de coordenadas dos mesmos em relação ao *Kinect*. Para verificar a acurácia dessas coordenadas foram realizados alguns testes. Os resultados desses testes foram desmostrados graficamente afim de comparar os dados obtidos pelo sistema com os dados reais.

As coordenadas (x, y, z) obtidas pelo sistema são coordenadas de um plano cartesiano de três dimensões em que o ponto $(0, 0, 0)$ corresponde a posição do *Kinect*. A coordenada no eixo z mostra o quanto o usuário está distante, em termos de profundidade, em relação ao sensor, a coordenada no eixo x mostra o quanto o usuário está a direita ou a esquerda do sensor e a coordenada no eixo y mostra o quanto o centro de massa geométrico do usuário está acima ou abaixo do sensor.

Durante a estimativa da localização do usuário no ambiente inteligente, as coordenadas no eixo y são ignoradas por que em contextos ubíquos a localização espacial é baseada

em ambientes (sala de reunião 101, casa, patio, por exemplo) e não em relação a pontos cartesianos gerais. Portanto, os testes desenvolvidos aferiram somente os valores obtidos pelo Sistema TRUE nos eixos x e z .

5.2.1 Teste de localização para o eixo z

Os valores obtidos no eixo z correspondem aos valores de profundidade do usuário rastreado em relação ao *Kinect*. Portanto, para testar a precisão do Sistema TRUE foi realizado o seguinte teste: um objeto (uma caixa de papelão) foi colocada em frente ao sensor a diferentes distâncias do mesmo (1000mm, 2000mm, 3000mm, 4000mm, 4057mm), como mostrado na Figura 5.10. Para distâncias acima de 4057mm não foram obtidos resultados, mais adiante, nessa seção, será mostrado que essa é a distância máxima de funcionamento do sensor. Para cada distância, foram coletados os dados informados pelo sistema. A Tabela 5.1 apresenta o comparativo entre as distâncias reais medidas manualmente e a média das distâncias aferidas pelo sistema. Essa média aritmética é calculada a partir de seis amostras coletadas para cada distância em um determinado período de tempo sendo.

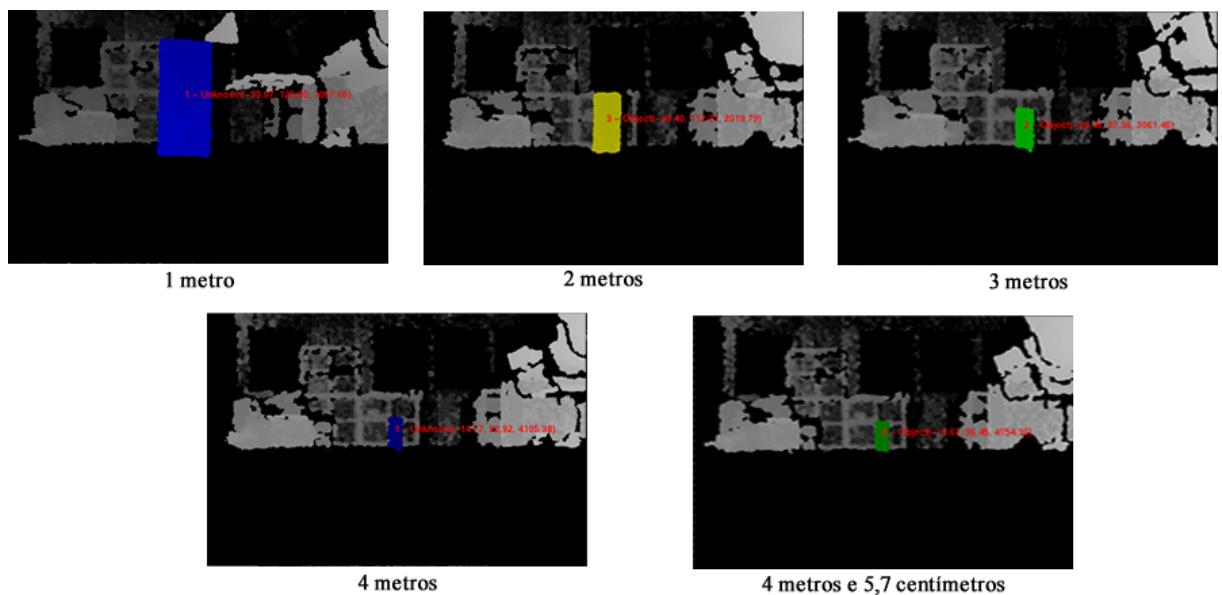


Figura 5.10: Fotos obtidas pelo Sistema TRUE nos testes de localização para o eixo z .

Os valores da Tabela 5.1 também estão demonstrados graficamente pela Figura 5.11. Como pode ser observado, a discrepância aumenta conforme o objeto se distancia do sensor. Neste teste o menor erro obtido foi de 3,21mm e o maior de 111,75mm.

Pelos resultados dos testes de localização, pode-se concluir que o Sistema TRUE fornece informações sobre localização dos usuários bastante precisas podendo, entretanto, apresentar erros de poucos centímetros que não prejudicam a confiabilidade das informações.

Através deste teste também foi possível obter a distância máxima e mínima que o usuário deve estar do *Kinect* para que o sistema consiga rastreá-lo e assim estimar sua localização. A distância mínima é de 483mm e a máxima de 4057mm.

Tabela 5.1: Comparativo entre os valores reais e os valores obtidos pelo Sistema TRUE para o eixo z .

Distância real do objeto ao <i>Kinect</i> (mm)	Média dos valores obtidos pelo Sistema TRUE (mm)
1000,00	1006,24
2000,00	2020,62
3000,00	3059,35
4000,00	4112,99
4057,00	4166,34

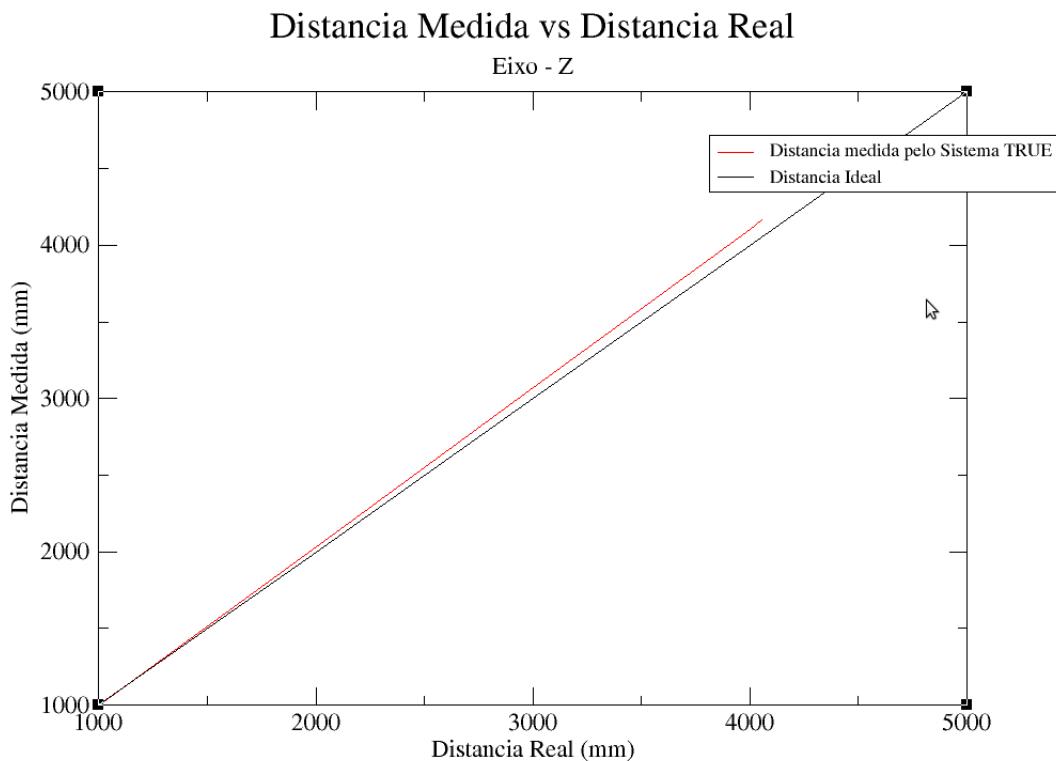


Figura 5.11: Gráfico comparativo entre os valores obtidos pelo Sistema TRUE e os valores reais para o eixo z .

5.2.2 Teste de localização para o eixo x

Os valores obtidos no eixo x mostram o quanto o usuário rastreado está a direita ou a esquerda em relação ao *Kinect*. Portanto, para testar a precisão do Sistema TRUE foi realizado o seguinte teste: um objeto (uma caixa de papelão) foi colocado a uma distância fixa de 3000 milímetros do sensor e colocada em diferentes posições ao longo do eixo x ($0, \pm 330mm, \pm 660mm, \pm 990mm$), como mostrado na Figura 5.12. Para cada posição, foram

coletados os dados informados pelo sistema. A Tabela 5.2 apresenta o comparativo entre as distâncias reais medidas manualmente e a média das distâncias aferidas pelo sistema. Essa média aritmética é calculada a partir de seis amostras coletadas para cada posição em um determinado período de tempo.

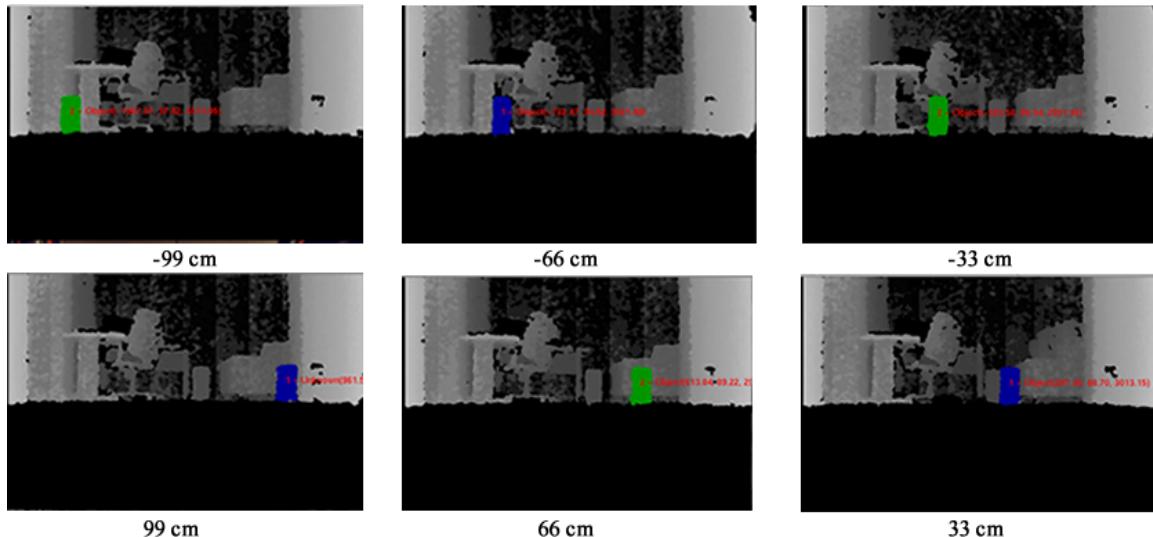


Figura 5.12: Fotos obtidas pelo Sistema TRUE nos testes de localização para o eixo x .

Tabela 5.2: Comparativo entre as posições reais e os valores obtidos pelo Sistema TRUE.

Posição real do objeto ao longo do eixo x (mm)	Média dos valores obtidos pelo Sistema TRUE (mm)
0	-32,80
0	-33,78
330	297,56
-330	-390,33
660	615,10
-660	-731,13
990	962,81
-990	-1069,29

Os valores da Tabela 5.2 também estão demonstrados graficamente na Figura 5.13. Como observado, existe uma diferença constante de poucos centímetros ao longo de toda a reta. É possível inferir então, que o Sistema TRUE consegue fazer estimativas das coordenadas no eixo x com erro de poucos centímetros. Neste caso o menor e o maior erro obtidos foram de 27,19mm e 79,29mm respectivamente. Acredita-se que o erro apresentado não é significativo a ponto de comprometer o uso dos dados fornecidos.

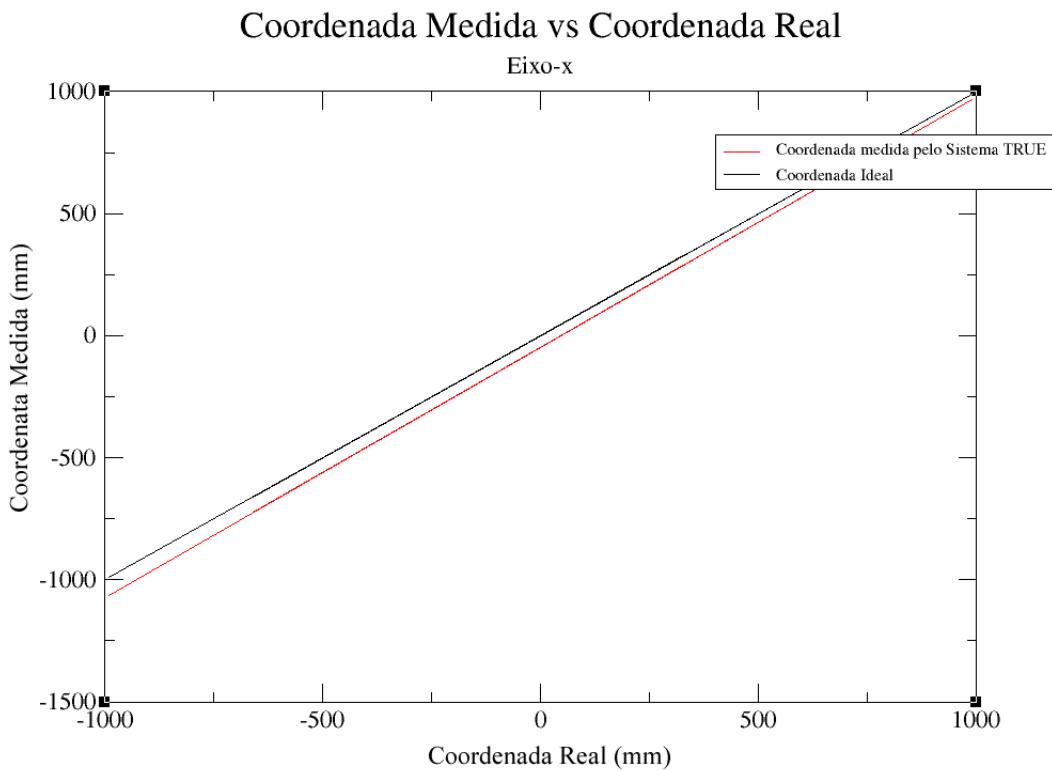


Figura 5.13: Gráfico comparativo entre os valores obtidos pelo Sistema TRUE e os valores reais para o eixo x .

5.3 Reconhecimento dos Usuários

O reconhecimento facial do Sistema TRUE foi implementado utilizando imagens de cor como dados de entrada. Portanto, ele tem influência de diversos fatores como iluminação, ângulo, pose, expressões, maquiagem e acessórios. Para análise dos resultados foi utilizada como ferramenta uma matriz de confusão construída a partir dos dados coletados do sistema. Tal matriz contém em suas colunas os valores possíveis que se podem obter para cada usuário e as linhas os usuários que foram observados. Os valores presentes na matriz mostram os resultados, em porcentagens, dos testes de reconhecimento. Cada célula apresenta o percentual de vezes que o resultado (coluna) ocorreu durante os testes com o indivíduo (linha) sendo reconhecido. Desta forma, a matriz permite a fácil visualização da confiança obtida no reconhecimento observando-se os valores obtidos na diagonal principal. Ela representa a conjunção do valor esperado com o indivíduo testado.

Sumarizando os resultados expressos na matriz apresentamos três taxas calculadas utilizando os três conceitos a seguir:

1. **Verdadeiro Positivo:** quando o sistema identifica o usuário de maneira correta.
2. **Verdadeiro Negativo:** quando o sistema identifica o usuário de maneira errada.
3. **Falso Negativo:** quando o sistema não identifica o usuário cadastrado.

A taxa de verdadeiro positivo representa a média de acertos do sistema ao identificar os usuários. A taxa de verdadeiro negativo representa a média de erros que houveram ao se reconhecer equivocadamente um usuário como outro. A taxa de falso negativo representa a média de erros que houveram quando um usuário cadastro não foi reconhecido e considerado como “desconhecido”.

Os cenários de teste utilizados para se averiguar a precisão do reconhecimento facial consistiram de duas etapas. Na primeira etapa cada usuário foi cadastrado na base de dados utilizando estratégias distintas para cada cenário. A esta base de dados foram adicionadas os dados das 40 pessoas presentes no banco de faces da Universidade de Cambridge (10). Na segunda etapa cada usuário, individualmente, foi posicionado dentro do campo de visão do sensor onde foram coletados os resultados dos primeiros 20 valores retornados pelo sistema. Primeiramente foi construído um cenário de testes que não apresentou resultados satisfatórios, com isto foi construído um segundo cenário de teste com uma nova abordagem para a coleta de faces (1^a etapa).

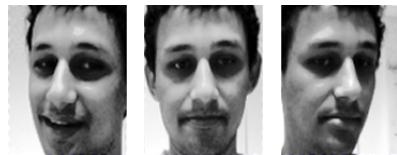


Figura 5.14: Exemplo de imagens obtidas na etapa de cadastro do usuário.

No primeiro conjunto de testes, os cadastros dos usuários foram feitos utilizando 10 imagens de faces de cada usuário: 6 imagens frontais da face, 2 imagens da face ligeiramente rotacionada para direita e 2 imagens da face ligeiramente rotacionada para esquerda. A Figura 5.14 exemplifica imagens de face obtidas nestes cadastros. Os cadastros foram realizados com essa estratégia com o objetivo de diminuir o impacto das variações de poses e ângulo no reconhecimento facial. Os resultados obtidos dos processos de reconhecimento facial realizados para cada usuário são mostrados na matriz de confusão representada pela Tabela 5.3.

Como previsto, pode-se observar na matriz que os valores mais significativos estão na diagonal principal. Alguns resultados obtidos foram satisfatórios com porcentagens maiores que 90%. Por outro lado, foram obtidos alguns resultados com baixas porcentagens como 45%. Estes últimos foram principalmente causados por problemas como pose e expressões faciais. A iluminação não foi um problema, pois no ambiente de teste não existe influência da iluminação externa e a interna é controlada.

A Tabela 5.4 apresenta as taxas de Verdadeiro Positivo, Verdadeiro Negativo e Falso Negativo calculadas analisando os valores da Tabela 5.3. Observa-se que a taxa de verdadeiro positivo (73,63%) foi uma taxa baixa para um sistema de reconhecimento automático. Neste conjunto de testes, a taxa de verdadeiro negativo foi bem superior a taxa de falso negativo mostrando que a principal deficiência do reconhecimento facial consiste na confusão entre os usuários cadastrados no sistema.

Como dito anteriormente, os resultados deste primeiro cenário não se mostrou satisfatório. Sob a hipótese do resultado ter sido influenciado pela baixa quantidade de faces e poses, construiu-se um segundo cenário de testes. Neste a estratégia utilizada nos cadastros do usuários foi diferente. Os cadastros foram feitos utilizando 100 imagens das

Tabela 5.3: Matriz de confusão para apresentar os resultados obtidos no primeiro conjunto de testes.

	Tales	Danilo	Ana	Fabricio	Lucas	Bruno	Ricardo	Estevao	Rafael	Vinicio	Pedro	Desconhecido
Tales	95%											5%
Danilo		75%										25%
Ana			95%									5%
Fabricio	20%			50%			10%			20%		
Lucas					55%						20%	25%
Bruno	5%					70%			10%	5%		10%
Ricardo			10%				85%					5%
Estevao								70%				30%
Rafael	10%	5%			10%				45%	20%		10%
Vinicio			5%						5%	70%	10%	10%
Pedro												100%

faces de cada usuário em diferentes ângulos, posições e expressões faciais. No momento do cadastro, foi solicitado que os usuários movimentasse o rosto levemente para cima, para baixo, para esquerda e para direira de maneira aleatória e com diferentes expressões faciais. Os resultados obtidos neste conjunto de testes se econtra na segunda matriz de confusão mostrada na Tabela 5.5.

Tabela 5.4: Taxas obtidas para o primeiro conjunto de testes de identificação.

Verdadeiro Positivo	73,63%
Verdadeiro Negativo	17,27%
Falso Negativo	9,10%

Observa-se uma melhora significativa nos resultados expressos na Tabela 5.5 com relação aos apresentados na Tabela 5.3. A Tabela 5.6 apresenta as taxas de acerto e erros relativos à Tabela 5.5. Houve um aumento na taxa de Verdadeiro Positivo de 73,63% para 82,5% e redução significativa na taxa de Verdadeiro Negativo de 17,27% para 6,0%, mostrando que os casos de confusões entre os usuários foram mais raros. A melhora obtida comprova a hipótese que um número maior de poses e faces aprimorou a capacidade do sistema de reconhecer seus usuários. Este acréscimo de informações torna os resultados mais robustos devido a inclusão de informações de mais cenários dos usuários no sistema.

Tabela 5.5: Matriz de confusão para apresentar os resultados obtidos no segundo conjunto de testes.

	Tales	Danilo	Ana	Fabricio	Lucas	Bruno	Carla	Marcela	Caio	Marcelo	Desconhecido
Tales	100%										
Danilo		100%									
Ana			100%								
Fabricio				45%						5%	50%
Lucas					85%						15%
Bruno						75%			20%	5%	
Carla							85%				15%
Marcela								65%	10%		25%
Caio					5%	15%			80%		
Marcelo										90%	10%

Tabela 5.6: Taxas obtidas para o segundo conjunto de testes de identificação.

Verdadeiro Positivo	82,5%
Verdadeiro Negativo	6,0%
Falso Negativo	11,5%

5.4 Integração com Middleware *uOS*

A integração do Middleware *uOS* com o Sistema TRUE consiste em um *driver* desenvolvido para que ambos possam se comunicar. Este *driver* foi nomeado de *UserDriver* que foi apresentado na Seção 4.6. Com intuito de exemplificar a utilização do *UserDriver* e testar a integração do Sistema TRUE com o middleware *uOS* foi desenvolvido uma aplicação para o middleware chamada *UserApp*. Esta aplicação registra um *listener* para “escutar” os eventos do *UserDriver* chamado *UserListener*.

Como aplicação o *UserApp* apenas se inscreve para receber os eventos gerados pelo *UserDriver*. Já o *UserListener*, como *listener*, espera os eventos serem gerados e realiza duas análises: analisa o evento (novo usuário detectado, usuário perdido, ou reconhecimento realizado) e analisa quanto tempo cada usuário está parado no mesmo lugar.

Basicamente, quando o *UserListener* é inicializado ele obtém acesso ao twitter e se registra para escutar os eventos gerados pelo *UserDriver*. Para cada evento obtido, ele envia mensagens pelo Twitter (3) para os usuários no ambiente. Para eventos de “novo usuário detectado” e “usuário perdido”, ele envia mensagens de boas vindas e de despedidas respectivamente. Como mencionado na Seção 4.6, o *UserDriver* também gera eventos de atualização dos dados dos usuários. Quando estes eventos são gerados, o *UserListener* verifica se houve atualização na identidade do usuário e se o mesmo está a mais de uma

hora no mesmo lugar. Caso esteja, ele envia mensagens aos usuários informando estes acontecimentos. Este fluxo de execução e as estruturas das mensagens enviadas são mostrados na Figura 5.15. Para enviar as mensagens pelo Twitter foi utilizado a biblioteca *twitter4j* (4).

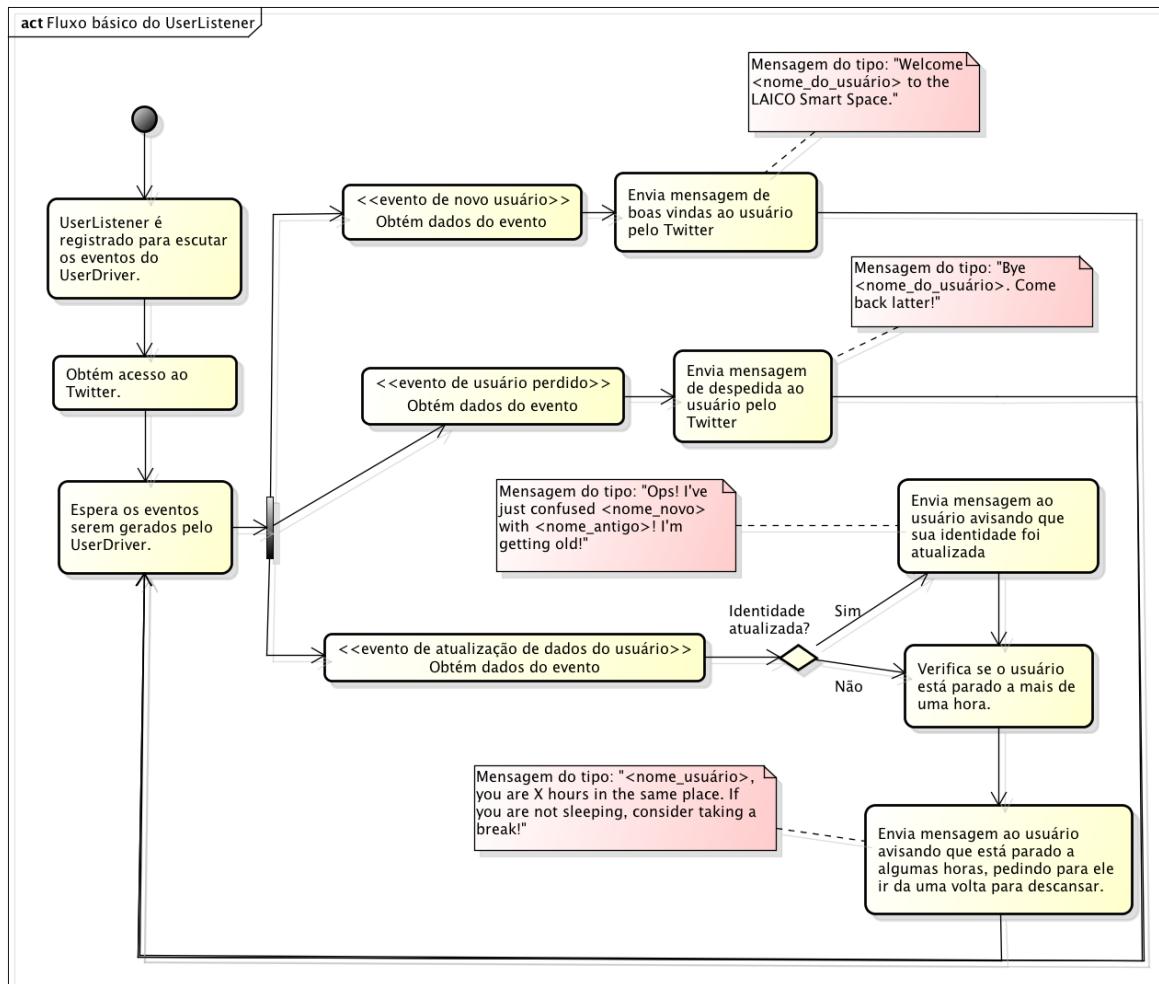


Figura 5.15: Fluxo básico de execução do *listener UserListener*.

Testes funcionais foram feitos com a aplicação mostrando que o *driver* consegue obter os dados íntegros do Sistema TRUE e gerar os eventos de maneira praticamente instantânea. Algumas vezes as mensagens demoravam a chegar ao Twitter, geralmente nos horários de pico quando o Twitter operava próximo ao limite da sua capacidade. A Figura 5.16 mostra as mensagens geradas pela aplicação em um teste funcional, onde Danilo, um usuário cadastrado, entra no ambiente senta em uma mesa com seu notebook permanecendo no mesmo lugar por mais de uma hora, e logo depois deixa o ambiente.

	Laico_unb Laico Bye Danilo. Come back latter! (26/10/2011 17:51) 26 Oct
	Laico_unb Laico Danilo, you are 1 hour in the same place. If you are not sleeping, consider taking a break! (26/10/2011 17:42) 26 Oct
	Laico_unb Laico Welcome Danilo to the LAICO Smart Space. (26/10/2011 16:27) 26 Oct

Figura 5.16: Exemplo das mensagens enviadas pelo Twitter aos usuários no ambiente.

Capítulo 6

Conclusão

Dentre as diversas informações de contexto que podem ser obtidas em ambientes inteligentes, as informações que contém as identidades e as posições dos usuários são fundamentais para que o ambiente possa tomar decisões proativas de modo a se tornar inteligente. Como observado no Capítulo 3, diversas pesquisas para rastreamento, identificação e localização têm sido desenvolvidas, porém a maioria são projetadas para ambientes com especificação de tamanho e sensores pré-determinada.

Este trabalho teve como objetivo o desenvolvimento de um sistema, denominado TRUE (*Tracking and Recognizing Users in the Environment*), que realiza reconhecimento facial, rastreamento e localização de usuários em um ambiente inteligente gerenciado pelo Middleware *uOS*. O sistema proposto utiliza, como entrada de dados, imagens de cor e de profundidade fornecidas pelo sensor *Kinect*. O foco do Middleware *uOS* está na adaptabilidade de serviços em ambientes inteligentes, de modo que os serviços oferecidos pelos dispositivos presentes no ambiente possam ser compartilhados de forma transparente e invisível ao usuário.

A implementação do Sistema TRUE foi dividida em quatro módulos: Rastreamento, Reconhecimento, Registro e Integração. O Módulo de Rastreamento é responsável pelo rastreamento e localização dos usuários no ambiente. O rastreamento é fundamental para o funcionamento correto do Sistema TRUE, pois ele é responsável por detectar e rastrear os usuários e serve como base para a obtenção da localização e da identidade.

Foram conduzidos conjuntos de testes para cada um dos propósitos do Sistema TRUE. Os testes de rastreamento simulam diferentes situações diárias onde os usuários rastreados interagem entre si e com diferentes objetos. O Sistema TRUE se mostrou eficaz tendo em vista que os novos usuários são detectados antes mesmo de entrarem por completo no campo de visão do sensor. Além disso, revelou-se robusto em casos de oclusões parciais e como esperado, nos casos de oclusões totais não foi possível prosseguir com o rastreamento. Os testes também mostraram que os limites do sensor permitem até 5 pessoas a uma distância de 4,057 metros.

O Sistema TRUE estima a posição dos usuários por meio de coordenadas em relação ao sensor *Kinect*. Portanto, fixando a posição do sensor é possível obter a localização física dos usuários no ambiente. Os testes de localização foram realizados comparando as coordenadas obtidas pelo Sistema TRUE com as coordenadas mensuradas manualmente. As coordenadas obtidas pelo sistema se mostraram consideravelmente próximas das reais,

apresentando diferenças de poucos centímetros que aumentam juntamente com a distância entre o usuário e o sensor.

Para identificar os usuários no ambiente, o Sistema TRUE realiza reconhecimento facial dos usuários através de imagens de cor de suas faces. Foram realizados dois cenários de testes de identificação. Eles se diferem na estratégia utilizada no cadastro dos usuários. O segundo cenário utiliza uma maior quantidade de imagens da face de cada usuário com uma maior variação dos ângulos, poses e expressões faciais. Os testes mostraram que a estratégia utilizada no cadastro dos usuários tem grande impacto nos resultados do reconhecimento, sendo que a taxa de acertos aumentou de 73,63% (primeiro cenário) para 82,5% (segundo cenário).

Com as informações providas pelo Sistema TRUE, tornou-se possível o desenvolvimento de novas aplicações que possuem um maior entendimento do contexto do ambiente. Para exemplificar o uso dessas informações foi desenvolvida uma pequena aplicação denominada *UserApp*. Esta aplicação utiliza as identidades e posições dos usuários para enviar mensagens de boas vindas, despedidas e mensagens para informá-los a quanto tempo estão no mesmo lugar.

6.1 Trabalhos Futuros

Os dados provados pelo Sistema TRUE e disponibilizados pelo Middleware *uOS* constroem uma nova base para a criação de inúmeras aplicações para ambientes inteligentes. A partir das informações de identidade e localização dos usuários, tornou-se possível desenvolver aplicações de reconfiguração automática de serviços, estabelecimento de contextos e definição de perfis.

Além disso, o Sistema TRUE pode ser melhorado em algumas de suas características. Uma dessas melhorias consiste na expansão do sistema para permitir a utilização de múltiplos *Kinects* de modo a expandir sua área de cobertura. Essa expansão minimizaria os problemas de oclusão e também aumentaria o número máximo de usuários rastreados.

É possível também melhorar os resultados do reconhecimento. Como visto nos testes, foi possível obter melhores resultados apenas modificando a estratégia de cadastro. Essa melhoria pode ser desenvolvida em duas frentes, como estudo de novas formas de cadastros de usuário e novas técnicas que utilizam os dados de profundidade para o reconhecimento facial.

Apêndice A

Kinect

O *Kinect*, mostrado na Figura A.1, é o nome do acessório desenvolvido pela Microsoft com a colaboração da Prime Sense para seu console de videogame Xbox 360. Tal acessório permite aos jogadores interagir com os jogos eletrônicos sem a necessidade de interagir diretamente com um controle (*joystick*). Devido a este fato o *Kinect* foi considerado uma grande inovação no campo da jogabilidade.



Figura A.1: Sensor Kinect da Microsoft.

A Microsoft define o *Kinect* como “jogos sem necessidade de controle e experiência de entretenimento”. Porém, seu uso e inovação não se limita apenas no campo dos jogos eletrônicos (15).

O *Kinect* possui as seguintes especificações técnicas:

- Sensor
 - Lentes com detecção de cores e profundidade

- Microfone de voz
- Motor de inclinação para ajuste do sensor
- Campo de visão
 - Campo de visão horizontal: 57 graus
 - Campo de visão vertical: 43 graus
 - Alcance físico da inclinação: (+/-) 27 graus
 - Um alcance máximo de aproximadamente 4.5 metros para câmera de profundidade.
- Fluxo de Dados
 - 320x240 16-bit depth a 30FPS
 - 640x480 32-bit color a 30FPS
 - 16-bit áudio a 16 kHz

Seu hardware é composto por câmeras que obtém imagens de cor, som e que utiliza iluminação infra-vermelha (IR) para obter dados de profundidade (17). A Figura A.2 apresenta a organização interna do *Kinect* em alto nível.

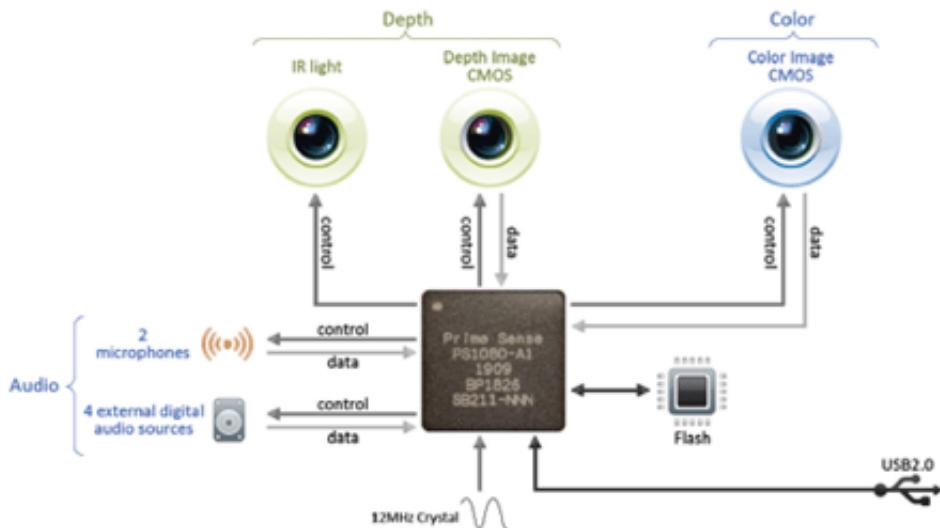


Figura A.2: Organização interna do *Kinect* (17).

Um chip especializado é responsável pelo processamento dos dados fornecidos pela câmera de profundidade correlacionando-os com as imagens de cor. O software interno ao *Kinect* combina cada pixel com sua profundidade, processa os dados e os envia a máquina por meio de uma interface USB na forma de mapas de profundidades e imagens de cor (17).

Apêndice B

Processamento da imagem

As etapas de processamento da imagem utilizadas nesse trabalho consistem na conversão em escala de cinza, corte, redimensionamento e equalização da mesma. Neste apêndice são mostrado trechos de códigos, baseado em (16), que implementam tais etapas utilizando a biblioteca *OpenCV* (8).

B.1 Escala de Cinza

```
1 IplImage* imageToGreyscale( const IplImage *imageSrc ) {
2     IplImage *imageGrey;
3
4     // cria uma nova imagem do mesmo tamanho que a imagem passada como
5     // parametro e de 1 canal.
6     imageGrey = cvCreateImage( cvGetSize(imageSrc) , IPL_DEPTH_8U, 1 );
7
8     //converte o espaco de cor de imageSrc para o espaco de cor (cinza)
9     // da imageGrey
10    cvCvtColor( imageSrc , imageGrey , CV_BGR2GRAY );
11
12    return imageGrey;
13 }
```

Listing B.1: Conversão de uma imagem para escala de cinza.

B.2 Corte da Imagem

```
1 IplImage* crop( const IplImage *img , const CvRect region ) {
2     IplImage *imageTmp;
3     IplImage *imageRGB;
4     CvSize size ;
5     size .height = img->height ;
6     size .width = img->width ;
7
8     if (img->depth != IPL_DEPTH_8U) {
9         printf("ERROR: img->depth de %d desconhecido ao inves de 8 bits por
10             pixel passado a crop().\n" , img->depth );
11         exit(1);
```

```

11 }
12
13 // cria uma nova imagem (colorida ou em cinza) e copia os conteudos
14 // da imagem nela.
14 imageTmp = cvCreateImage( size , IPL_DEPTH_8U, img->nChannels);
15 cvCopy( img , imageTmp , NULL);
16
17 // cria uma nova imagem da regiao detectada
18 // seta a regiao de interesse que ao redor da face
19 cvSetImageROI(imageTmp, region);
20
21 // copia a imagem de interesse na nova iplImage (imageRGB) e a retorna
22 size.width = region.width;
23 size.height = region.height;
24 imageRGB = cvCreateImage( size , IPL_DEPTH_8U, img->nChannels);
25 cvCopy( imageTmp , imageRGB , NULL); // copia somente a regiao
26
27 cvReleaseImage(&imageTmp);
28 return imageRGB;
29 }
```

Listing B.2: Corte de uma imagem.

B.3 Redimensionamento

```

1 IplImage* resize( const IplImage *origImg , int newWidth, int newHeight)
2 {
3     IplImage *outImg = 0;
4     int origWidth , origHeight ;
5
6     if ( origImg ) {
7         origWidth = origImg->width;
8         origHeight = origImg->height ;
9     }
10
11    if ( newWidth <= 0 || newHeight <= 0 || origImg == 0 || origWidth <= 0
12        || origHeight <= 0) {
13        printf("ERROR: Tamanho %dx%d desejado para imagem invalido\n",
14              newWidth, newHeight);
15        exit(1);
16    }
17
18    // modifica as dimensoes da imagem, mesmo se a proporcao mude
19    outImg = cvCreateImage( cvSize(newWidth, newHeight), origImg->depth ,
20                          origImg->nChannels);
21    cvResetImageROI((IplImage*) origImg );
22    if (newWidth > origImg->width && newHeight > origImg->height ) { // /
23        aumentar a imagem
24        //CV_INTER_LINEAR muito boa para aumentar a imagem
25        cvResize(origImg , outImg , CV_INTER_LINEAR);
26
27    } else { // diminuir a imagem
28        //CV_INTER_AREA muito boa para diminuir a imagem, porem pessima
29        // para aumenta-la
```

```
24         cvResize( origImg , outImg , CV_INTER_AREA ) ;
25     }
26
27     return outImg ;
28 }
```

Listing B.3: Redimensionamento de uma imagem.

B.4 Equalização

```
1 // cria uma imagem limpa na escala de cinza
2 equalizedImg = cvCreateImage( cvGetSize( sizedImg ) , 8 , 1 ) ;
3
4 // metodo que realiza "equaliza o de histograma"
5 // normalizando o brilho e aumentando o contraste
6 cvEqualizeHist( sizedImg , equalizedImg ) ;
```

Listing B.4: Equalização de uma imagem.

Apêndice C

JNI

JNI (*Java Native Interface*) é uma *framework* que permite que aplicações em Java possam chamar e serem chamadas por aplicações nativas e bibliotecas escritas em outras linguagem tal como C, C++ e Assembly. O propósito desta ferramenta é oferecer a possibilidade de que programadores possam implementar funcionalidades não disponibilizadas pela API padrão do Java ou até mesmo melhorar as já implementadas seja por questão de desempenho, segurança ou outros.

A implementação de métodos nativos exige a criação de uma função seguindo a estrutura C.1. Quando a JVM executar o método ela invocará a função definida e passará os parâmetros conforme o esperado (48).

```
1  JNIEXPORT void JNICALL Java_ClassName_MethodName(JNIEnv *env, jobject
2      obj) {
3          /*Implement Native Method Here*/
4      }
```

Listing C.1: HelloWorld.java.

C.1 HelloWorld

Os arquivos C.2, C.3, C.4 e C.5 exemplificam os fontes envolvidos na criação de uma aplicação utilizando JNI. De posse destes arquivos a execução do comando a seguir finaliza o processo (48).

```
chmod +x make.sh
./make.sh
```

```
1  class HelloWorld {
2      static {
3          System.loadLibrary("HelloWorld");
4      }
5
6      private native void print();
7
8      public static void main(String[] args) {
9          new HelloWorld().print();
10     }
11 }
```

Listing C.2: HelloWorld.java.

```
1  /* DO NOT EDIT THIS FILE – it is machine generated */
2  #include <jni.h>
3  /* Header for class HelloWorld */
4
5
6  #ifndef _Included_HelloWorld
7  #define _Included_HelloWorld
8  #ifdef __cplusplus
9  extern "C" {
10  #endif
11  /*
12   * Class:      HelloWorld
13   * Method:    print
14   * Signature: ()V
15   */
16  JNIEXPORT void JNICALL Java_HelloWorld_print(JNIEnv *, jobject);
17
18  #ifdef __cplusplus
19  }
20  #endif
21  #endif
```

Listing C.3: HelloWorld.h.

```
1  #include "jni.h"
2  #include <stdio.h>
3  #include "HelloWorld.h"
4
5  JNIEXPORT void JNICALL Java_HelloWorld_print(JNIEnv *env, jobject obj)
6  {
7      printf("Hello World!\n");
8      return;
```

Listing C.4: HelloWorld.c.

```
1 #!/bin/sh
2  export LD_LIBRARY_PATH=$LD_LIBRARY_PATH:..
3  javah HelloWorld
4  gcc -shared -Wl,-soname,HelloWorld -o libHelloWorld.so HelloWorld.c \
5      -I/usr/lib/jvm/java-6-openjdk/include \
6      -I/usr/lib/jvm/java-6-openjdk/include/linux
7  javac HelloWorld.java
8  java HelloWorld
```

Listing C.5: make.sh.

Referências

- [1] Kinect. <http://www.xbox.com/en-US/kinect>. 1
- [2] How face detection works. *SERVO Magazine*, fevereiro 2007. vii, 17, 18, 19, 20
- [3] Twitter. <https://twitter.com/>, 2011. 63
- [4] Twitter4j. <http://twitter4j.org/en/index.html>, 2011. 64
- [5] A. Abad, C. Canton-Ferrer, C. Segura, J. Landabaso, Luis, Macho, Dušan, Casas, J. Ramon, Hernando, Javier, Pardàs, Montse, and Climent Nadeu. Upc audio, video and multimodal person tracking systems in the clear evaluation campaign. In *Proceedings of the 1st international evaluation conference on Classification of events, activities and relationships*, CLEAR'06, pages 93–104, Berlin, Heidelberg, 2007. Springer-Verlag. 27
- [6] K. Bernardin, T. Gehrig, and R. Stiefelhagen. Multimodal technologies for perception of humans. chapter Multi-level Particle Filter Fusion of Features and Cues for Audio-Visual Person Tracking, pages 70–81. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2008. 27
- [7] Â. R. Bianchini. Arquitetura de redes neurais para o reconhecimento facial baseado no neocognitron. Master's thesis, Universidade Federal de São Carlos, 2001. 1, 10, 12, 13, 14
- [8] G. Bradski. The OpenCV Library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*, 2000. 17, 31, 39, 40, 70
- [9] F. N. Buzeto. Um conjunto de soluções para a construção de aplicativos de computação ubíqua. Master's thesis, Departamento de Ciência da Computação, Universidade de Brasília, <http://monografias.cic.unb.br/dspace/handle/123456789/257>, 2010. 1, 35, 36, 66
- [10] Cambridge. The database of faces. <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>, 2011. viii, 40, 41, 61
- [11] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer. Kernel-Based Object Tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(5):564–575, may 2003. 5
- [12] T. S. Körting e N. L. D. Filho. Utilizando eigenfaces para reconhecimento de imagens. *Fundação Universidade Federal do Rio Grande*. 21, 40

- [13] H. K. Ekenel, Q. Jin, M. Fischer, and R. Stiefelhagen. Multimodal technologies for perception of humans. chapter ISL Person Identification Systems in the CLEAR 2007 Evaluations, pages 256–265. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2008. 29
- [14] H. K. Ekenel and A. Pnevmatikakis. Video-based face recognition evaluation in the chil project - run 1. In *Proceedings of the 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, FGR '06, pages 85–90, Washington, DC, USA, 2006. IEEE Computer Society. 29
- [15] H. K. Ekenel and R. Stiefelhagen. Analysis of local appearance-based face recognition: Effects of feature selection and feature normalization. In *Proceedings of the 2006 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, CVPRW '06, pages 34–, Washington, DC, USA, 2006. IEEE Computer Society. 29
- [16] S. Emami. Introduction to face detection and face recognition. <http://www.shervinemami.co.cc/faceRecognition.html>, 12 2010. viii, 39, 42, 70
- [17] H. Fairhead. All about kinect. <http://www.i-programmer.info/babbages-bag/2003-kinect-the-technology-.html>, 2011. viii, 69
- [18] F. Fleuret, J. Berclaz, R. Lengagne, and P. Fua. Multicamera people tracking with a probabilistic occupancy map. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 30:267–282, February 2008. 30
- [19] N. Grammalidis, G. Goussis, G. Troufakos, and M. G. Strintzis. 3-d human body tracking from depth images using analysis by synthesis. *Department of Electrical and Computer Engineering University of Thessaloniki*, 2001. 4
- [20] R. Hewitt. Face recognition with eigenface. *SERVO Magazine*, 2007. vii, 21, 22, 23, 24, 25
- [21] J. Hightower and G. Borriello. Location sensing techniques. *University of Washington, Computer Science and Engineering*, agosto 2001. vii, 9
- [22] B. Horn and B. Schunk. Determining optical flow. *Artificial Intelligence Laboratory*, 17:185–203, 1981. 6
- [23] W. Hu, T. Tan, Fellow, IEEE, L. Wang, and S. Maybank. A survey on visual surveillance of a survey on visual surveillance of object motion and behaviors. *IEEE Transactions On Systems, Man, and Cybernetics—part C: Applications and Reviews*, 34(3):334–352, agosto 2004. 7
- [24] R. Jain, R. Kasturi, and B. G. Schunck. *Machine vision*. McGraw-Hill, Inc., New York, NY, USA, 1995. vii, 8, 9, 10
- [25] S. A. D. Junior. Reconhecimento facial 3d utilizando o simulated annealing com as medidas surface interpenetration measure e m-estimator sample consensus. Master’s thesis, Programa de Pós-Graduação em Informática, Setor de Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná, 2007. vii, 10, 11, 12

- [26] Hong L. and Jain A. Integrating faces and fingerprints for personal identification. *IEEE Transactions on Pattern and Machine Intelligence*, 20(12):1295–1307, dezembro 1998. 10, 11, 12, 13, 14
- [27] O. Lanz, P. Chippendale, and R. Brunelli. Multimodal technologies for perception of humans. chapter An Appearance-Based Particle Filter for Visual Tracking in Smart Rooms, pages 57–69. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2008. 27
- [28] E . C. Lopes. Detecção de faces e características faciais. Technical report, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul. 16, 17
- [29] A. P. Pentland M. A. Turk. Face recognition using eigenfaces. *IEEE Computer Society Confer*, 1991. 23
- [30] J. H. Saito M. Arantes, A. N. Ide. A system for fingerprint minutiae classification and recognition. In *Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing(ICONIP'02)*, volume 5, pages 2474 – 2478. ix, 11, 12, 13
- [31] A. Pentland M. Turk. Eigenfaces for recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 3(1):71–86, 1991. 21, 25
- [32] N. Ahuja M. Yang, D. J. Kriegman. Detecting faces in images: A survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(1):34–58, janeiro 2002. 15, 16, 17
- [33] Edson Lek Hong Ma. Avaliação de características haar em um modelo de detecção de face. *Universidade de Brasília, Instituto de Ciências Exatas, Departamento de Ciência da Computação*, 2007. vii, 17, 18
- [34] T. B. Moeslund and E. Granum. A survey of computer vision-based human motion capture. *Comput. Vis. Image Underst.*, 81:231–268, March 2001. 4, 6
- [35] D. R. Oliveira. Reconhecimento de faces usando redes neurais e biometria. Master’s thesis, São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), setembro 2003. 13, 14, 15, 21
- [36] OpenNI organization. *OpenNI User Guide*, November 2010. 43
- [37] D. J. Kriegman P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha. Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. *European Conference on Computer Vision*, 1996. vii, 14, 15, 21
- [38] M. Jones P. Viola. Robust real-time object detection. *Second International Workshop on Statistical and Computational Theories of Vision – Modeling, Learning, Computing, and Sampling*, julho 2001. vii, 17, 18, 19, 20, 39
- [39] Vytautas Perlibakas. Distance measures for pca-based face recognition. *Pattern Recogn. Lett.*, 25:711–724, abril 2004. 22, 40
- [40] PrimeSense Inc. *Prime Sensor™ NITE 1.3 Algorithms notes*, 2010. 43

- [41] Caroline Rougier, Edouard Auvinet, Jacqueline Rousseau, Max Mignotte, and Jean Meunier. Fall detection from depth map video sequences. In Bessam Abdulrazak, Sylvain Giroux, Bruno Bouchard, Hélène Pigot, and Mounir Mokhtari, editors, *ICOST*, volume 6719 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 121–128. Springer, 2011. 8, 9
- [42] A. Jain S. Pankanti, R. M. Bolle. Guest editors’ introduction: Biometrics—the future of identification. *Computer*, 33:46–49, 2000. 10, 12
- [43] A. Ali Salah, R. Morros, J. Luque, C. Segura, J. Hernando, O. Ambekar, B. Schouten, and E. Pauwels. Multimodal identification and localization of users in a smart environment. *Journal on Multimodal User Interfaces*, 2(2):75–91, setembro 2008. vii, 10, 29, 30, 31, 32
- [44] J. Shi and J. Malik. Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(8):888–905, 2000. 7
- [45] A. Stergiou, A. Pnevmatikakis, and L. Polymenakos. A decision fusion system across time and classifiers for audio-visual person identification. In *Proceedings of the 1st international evaluation conference on Classification of events, activities and relationships*, CLEAR’06, pages 223–232, Berlin, Heidelberg, 2007. Springer-Verlag. 29
- [46] Becky Stern. How-to: Modded camera looks at kinect infrared output. <http://blog.makezine.com/archive/2010/11/how-to-modded-camera-looks-at-kinec.html>, 2011. vii, 10
- [47] R. Stiefelhagen, K. Bernardin, H. Kemal Ekenel, and M. Voit. Tracking identities and attention in smart environments - contributions and progress in the chil project. In *FG*, pages 1–8, 2008. vii, 10, 26, 28
- [48] Inc. Sun Microsystems. The java native interface - programmer’s guide and specification. 73
- [49] M. M. Trivedi, K. S. Huang, and I. Mikic. Dynamic context capture and distributed video arrays for intelligent spaces. *Ieee Transactions On Systems, Man, and Cybernetics—part A: Systems and Humans*, 35(1):145 – 163, janeiro 2005. vii, 10, 32, 34
- [50] A. Tyagi, G. Potamianos, J. W. Davis, and S. M. Chu. Fusion of multiple camera views for kernel-based 3d tracking. In *Proceedings of the IEEE Workshop on Motion and Video Computing*, pages 1–, Washington, DC, USA, 2007. IEEE Computer Society. 27
- [51] A. Waibel, R. Stiefelhagen, R. Carlson, J. R. Casas, J. Kleindienst, L. Lamel, O. Lanz, D. Mostefa, M. Omologo, F. Pianesi, L. Polymenakos, G. Potamianos, J. Soldatos, G. Sutschet, and J. Terken. Computers in the human interaction loop. In *Handbook of Ambient Intelligence and Smart Environments*, pages 1071–1116. 2010. 10, 26
- [52] M. Weiser. The computer for the 21st century. *Scientific American*, 1991. 1

- [53] M. Weiser. The world is not a desktop. *ACM Interactions*, 1, 1993. 1
- [54] A. Yilmaz, O. Javed, and M. Shah. Object tracking: A survey. *ACM Comput. Surv.*, 38(4):13+, December 2006. vii, 3, 4, 5, 6, 7
- [55] A. Yilmaz, X. Li, and M. Shah. Contour-Based Object Tracking with Occlusion Handling in Video Acquired Using Mobile Cameras. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(11):1531–1536, nov 2004. 6
- [56] Z. Zhang, G. Potamianos, A. W. Senior, and T. S. Huang. Joint face and head tracking inside multi-camera smart rooms. In *Signal, Image and Video Processing*, pages 163–178, 2007. 27