Mateus Rabelo Fonseca do Nascimento

## Sistema de Localização por Luz Visível para Ambientes Interiores Baseado em um Estimador de Iluminâncias

Juiz de Fora 2023

### Sistema de Localização por Luz Visível para Ambientes Interiores Baseado em um Estimador de Iluminâncias

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistemas Eletrônicos.

Universidade Federal de Juiz de Fora Faculdade de Engenharia

Programa de Pós-Graduação

Orientador: Prof. Dr. Guilherme Marcio Soares

Juiz de Fora 2023

Mateus Rabelo Fonseca do Nascimento

Sistema de Localização por Luz Visível para Ambientes Interiores Baseado em um Estimador de Iluminâncias/ Mateus Rabelo Fonseca do Nascimento. – Juiz de Fora, 2023-

95p. : il. Orientador: Prof. Dr. Guilherme Marcio Soares

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Juiz de Fora Faculdade de Engenharia Programa de Pós-Graduação, 2023.

1. Comunicação de Luz Visível. 2. Rede neural artificial. 3. IES. 4. Modulação de luz. 5. Filtragem. 6. Iluminância. I. Soares, Guilherme Marcio. II. Universidade Federal de Juiz de Fora. III. Faculdade de Engenharia. IV. Uma técnica de Localização por Luz Visível baseada em Rede Neural Artificial

#### Mateus Rabelo Fonseca do Nascimento

#### Sistema de Localização por Luz Visível para Ambientes Interiores Baseado em um Estimador de Iluminâncias

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistemas Eletrônicos

Aprovada em 06 de fevereiro de 2023.

#### BANCA EXAMINADORA

#### Prof. Dr. Guilherme Márcio Soares - Orientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

#### Profa. Dra. Milena Faria Pinto

Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca

#### Prof. Dr. André Luís Marques Marcato

Universidade Federal de Juiz de Fora

#### Prof. Dr. Alexandre Bessa dos Santos

Universidade Federal de Juiz de Fora

Juiz de Fora, 26/01/2023.



Documento assinado eletronicamente por **Guilherme Márcio Soares**, **Professor(a)**, em 06/02/2023, às 12:09, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do <u>Decreto nº</u> <u>10.543, de 13 de novembro de 2020</u>.



Documento assinado eletronicamente por **Milena Faria Pinto**, **Usuário Externo**, em 06/02/2023, às 12:43, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do <u>Decreto nº 10.543,</u> de 13 de novembro de 2020.



Documento assinado eletronicamente por **Alexandre Bessa dos Santos**, **Servidor(a)**, em 06/02/2023, às 13:53, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do <u>Decreto nº</u> 10.543, de 13 de novembro de 2020.



Documento assinado eletronicamente por **Andre Luis Marques Marcato**, **Professor(a)**, em 06/02/2023, às 21:27, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do <u>Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020</u>.



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Ufjf (www2.ufjf.br/SEI) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **1127610** e o código CRC **6294ACC6**.

Este trabalho é dedicado à minha mãe e à minha irmã por todo o apoio e dedicação durante esta jornada.

### Agradecimentos

Agradeço primeiramente à minha mãe e minha irmã pelo apoio constante, encorajamento e confiança que me permitiram alcançar este momento.

Ao meu orientador Prof. Dr. Guilherme Marcio Soares pela valiosa orientação, conselhos e apoio sem os quais eu não conseguiria concluir este trabalho. Agradeço também ao Prof. Dr. Leonardo Rocha Olivi e ao colega de trabalho Olange Guerson Gonçalves Coutinho pelas inestimáveis contribuições ao desenvolvimento deste trabalho.

Agradeço à FAPEMIG (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais) pela valiosa concessão da bolsa de estudos que viabilizou o desenvolvimento do trabalho. Também agradeço à FAPEMIG e ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) pelos projetos que financiaram o trabalho (CNPq: processo número 408114/2018-5; FAPEMIG: processo número APQ-01435-18).

Agradeço à Universidade Federal de Juiz de Fora e o seu corpo docente pelo comprometimento com a qualidade e excelência do ensino.

Agradeço finalmente a todos os professores que fizeram parte dessa jornada e aos amigos que contribuíram de alguma forma.

"A imaginação é mais importante que o conhecimento." Albert Einstein

### Resumo

Este trabalho propõe uma técnica de localização interna baseada em Localização por Luz Visível (*Visible Light Communication* - VLC). A estratégia é baseada na utilização de luminárias de LED cujo fluxo luminoso é modulado em diferentes frequências. Um sensor de luz é então usado para coletar o sinal de iluminância recebido, o qual é usado como entrada para uma Rede Neural Artificial (RNA) previamente treinada para estimar a posição do sensor. A principal contribuição do trabalho é que o procedimento de treinamento da RNA é realizado utilizando um estimador de iluminância baseado na distribuição luminosa das luminárias, que é obtido através do arquivo .IES fornecido pelo fabricante da luminária, que é o mesmo arquivo utilizado para projetos de iluminação. Portanto, utilizando as características do ambiente e o arquivo .IES, o sistema proposto pode fornecer dados para treinar com precisão a RNA utilizada no método de posicionamento sem a necessidade de coletar dados do ambiente. Os resultados atestam o desempenho satisfatório da técnica de localização proposta ao produzir um erro médio de distância inferior a 1,16cm em um ambiente de  $3m \times 3m \times 3m$  e inferior a 3,83cm em um ambiente de  $3m \times 1m \times 3m$ , considerando níveis de refletância nas paredes de 0%, 30% e 70%.

**Palavras-chave**: Comunicação por Luz Visível. Rede Neural Artificial. IES. Modulação de Luz. Filtragem. Iluminância.

## Abstract

This work proposes a technique for indoor localization based on Visible Light Communication (VLC). The strategy relies on using lighting LED luminaires whose luminous flux is modulated at different frequencies. A light sensor is then used to gather the illuminance signal used as input for a previously trained Artificial Neural Network (ANN) to estimate the position of the sensor. The work's main contribution is that the training procedure of the ANN is performed by using an illuminance estimator based on the lighting distribution of the luminaires, which is obtained through the .IES file provided by the luminaire manufacturer, which is the same file used for lighting designs. Therefore, by using the environment's characteristics and the .IES file, the proposed system can provide data to train accurately the ANN used in the positioning method without the need to collect data from the environment. The results attested to the satisfactory performance of the proposed localization technique as it produced a mean distance error inferior to 1.16cm in a  $3m \times 3m \times 3m$  environment and inferior to 3.83cm in a  $3m \times 1m \times 3m$  environment, considering 0%, 30% and 70% walls reflectance levels.

**Keywords**: Visible Light Communication. Artificial Neural Network. IES. Light Modulation. Filtering. Illuminance.

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Sistema de localização por luz visível	25
Figura 2 – Algoritmos de posicionamento baseados em luminárias de LED	27
Figura 3 – Trilateração com interseção em um ponto	32
Figura 4 – Trilateração com interseção dentro de uma área	32
Figura 5 – Visão geral do trabalho de (SHARIFI et al., 2016)	33
Figura 6 – Visão geral do trabalho de (VATANSEVER; LIAN; BRANDT-PEARCE, 2018	3) 35
Figura 7 – Visão geral do trabalho de (SEE; NOOR; Y.M, 2016)	36
Figura 8 – Método de impressão digital	38
Figura 9 – Visão geral do trabalho de (WEI; YAO, 2017)	39
Figura 10 – Visão geral do trabalho de (CHEN et al., 2018)	40
Figura 11 – Visão geral do trabalho de (ZHAO; ZHANG; SONG, 2017)	41
Figura 12 – Visão geral do trabalho de (GLIGORIć et al., 2018)	42
Figura 13 – Visão geral do trabalho de (CHERNTANOMWONG; CHANTHARASENA,	
2015)	43
Figura 14 – Visão geral do trabalho de (DO; HWANG; YOO, 2013)	45
Figura 15 – Visão geral do trabalho de (JUNG; HANN; PARK, 2011a)	46
Figura 16 – Visão geral do trabalho de (ZHANG et al., 2021)	47
Figura 17 – Visão geral do trabalho de (EROGLU et al., 2015)	49
Figura 18 – Visão geral do trabalho de (OTHMAN et al., 2021)	50
Figura 19 – Técnica de posicionamento em ambientes interiores proposta - Fase online .	56
Figura 20 – Etapa de treinamento do algoritmo proposto - Fase offline	57
Figura 21 – Grandezas fotométricas	59
Figura 22 – Iluminância total incidente no plano de referência	60
Figura 23 – Planos de distribuição luminosa	61
Figura 24 – Ambiente de simulação para validação do estimador de iluminância	62
Figura 25 – Comparação entre o estimador de iluminância e o DIALux	63
Figura 26 – Comparação entre o estimador de iluminância e o Relux	64
Figura 27 – Iluminância em t = $23\mu s$ , $230\mu s$ , $245\mu s$	66
Figura 28 – Iluminância nos domínios do tempo e da frequência para os pontos escolhido	os 67
Figura 29 – Desempenho de um filtro de Butterworth variando-se a ordem	68
Figura 30 – Rede Neural Artificial	70
Figura 31 – Regiões para identificação do ponto discreto vermelho	72
Figura 32 – Análise de uniformidade no ambiente $3m \times 3m \times 3m$ para diferentes posições	
das luminárias	74
Figura 33 – Análise de uniformidade no ambiente $3m \times 1m \times 3m$ para diferentes posições	
das luminárias	74

Figura 34 – Estimativa de posição em um ambiente de $3m \times 3m \times 3m$ con	n refletância	
nas paredes de 30%		77
Figura 35 – Histograma de erro de posição para o ambiente de $3m \times 3m$	$\times 3m \text{ com}$	
refletância nas paredes de 30%		78
Figura 36 – Análise de erro para o ambiente de $3m \times 3m \times 3m$		79
Figura 37 – Análise de erro para o ambiente de $3m \times 1m \times 3m$		79
Figura 38 – Análise de uniformidade para os ambientes de $3m \times 3m \times 3m$ e 3	$3m \times 1m \times 3m$	80
Figura 39 – Análise de erro para diferentes números de divisões		81
Figura 40 – Análise de erro para incerteza de iluminância		81

## Lista de tabelas

Tabela 1       SLLVs apresentados na Revisão Bibliográfica	54
Tabela 2 – Características da Luminária AVANT	62
Tabela 3 – Comparação do estimador desenvolvido com softwares comerciais	65
Tabela 4       –       Configurações do ambiente para simulação dinâmica	66
Tabela 5       –       Pontos de teste utilizados na análise dinâmica	66
Tabela 6       Parâmetros de treinamento da RNA	71
Tabela 7       –       Diferentes configurações de luminárias para análise de uniformidade .	75
Tabela 8–Análise de erro para o ambiente $3m \times 3m \times 3m$ e configurações de	
luminárias A, B e C	75
Tabela 9 – Análise de erro para o ambiente $3m \times 1m \times 3m$ e configurações de	
luminárias A, B e C	75
Tabela 10 - Projeto de filtro para a frequência de modulação de cada luminária       .	76
Tabela 11 – Análise de erro do subconjunto de teste	76
Tabela 12 – SLLVs baseados em LED para comparação	83

## Lista de abreviaturas e siglas

UFJF Universidade Federal de Juiz de Fora FAPEMIG Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico **CNPq** LED Diodo Emissor de Luz (Light Emmiting Diode) VLC Comunicação por Luz Visível (Visible Light Communication) GPS Sistema de Posicionamento Global (Global Positioning System) PD Fotodiodo (*Photodiode*) **SLLV** Sistema de Localização por Luz Visível RNA **Rede Neural Artificial** .IES Sociedade de Engenharia de Iluminação (Illumination Engeneering Society) RSS Intensidade do Sinal Recebido (*Received Signal Strength*) TOA Tempo de Chegada (*Time of Arrival*) TDOA Tempo Diferencial de Chegada (Time Difference of Arrival) Ângulo de Chegada (Angle of Arrival) AOA RF Radiofrequência (Radio Frequency) LOS Linha de Visão (*Line of Sight*) FOV Campo de Visão (Field of View) **NLOS** Fora da Linha de Visão (*Non-Line of Sight*) **SNR** Relação Sinal-Ruído (Signal-to-Noise Ratio) BER Taxa de Erros de Bit (*Bit Error Rate*) CSI Informação de Estado do Canal (Channel State Information) Filtro de Kalman Estendido (*Extended Kalman Filter*) EKF **SLAM** Mapeamento e Localização Simultâneos (Simultaneous Localization And Mapping)

CIR	Resposta ao Impulso do Canal (Channel Impulse Response)
TOF	Tempo de voo (Time of Flight)
F-ID	Identificação de Frequência (Frequency Identification)
ADC	Conversão Analógica-Digital (Analog-to-Digital Conversion)
FFT	Transformada de Fourier Rápida (Fast Fourier Transform)
RSSI	Indicação da Intensidade do Sinal Recebido ( <i>Received Signal Strength Indi-</i> cation)
KNN	K Vizinhos Mais Próximos (K Nearest Neighbours)
CS	Sensoriamento Comprimido (Compressed Sensing)
OOK	Chaveamento On-Off (On-Off Keying)
TDM	Multiplexação por Divisão de Tempo (Time Division Multiplexing)
FDM	Multiplexação por Divisão de Frequência (Frequency Division Multiplexing)
BPF	Filtro Passa-Faixas (Band-Pass Filter)
MEMS	Sistemas Microeletromecânicos (Micro-Electro-Mechanical Systems)
VAP	Ponto de Acesso à luz Visível (Visible Access Point)
LSE	Estimador de Mínimos Quadrados (Least Square Estimator)
OOAE	Estimador de Ângulo omnidirecional Óptico Ótimo ( <i>Optimal Optical omni-</i> <i>directional Angle Estimator</i> )
CPD	Fotodiodos Complementares (Complementary Photodiodes)
FSK	Chaveamento por Mudança de Freqüência (Frequency-Shift Keying)
CIE	Comissão Internacional de Iluminação (Commission International de l'Eclairage)
MLP	Perceptron de Multicamadas (Multi-layer Perceptron)
ReLU	Unidade Linear Retificada (Rectified Linear Unit)
L-BFGS	Memória Limitada - Broyden Fletcher Goldfarb Shanno ( <i>Limited Memory</i> - Broyden Fletcher Goldfarb Shanno)
SGD	Gradiente Descendente Estocástico (Stochastic Gradient Descent)
ONCON	Conferência Anual Online da Sociedade de Eletrônica Industrial (Industrial Electronics Society Annual Online Conference)

## Sumário

1 1.1 1.2	INTRODUÇÃO	23 23
	entes interiores baseados em luminárias de LED	26
1.3	Motivação e objetivos	28
1.4	Conteúdo do trabalho	29
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	30
2.1	Métodos baseados na Intensidade do Sinal Recebido	30
2.1.1	Trilateração	30
2.1.2	Impressão digital	37
2.1.3	Proximidade	41
2.2	Métodos baseados em Tempo de Chegada e Tempo Diferencial	
	de Chegada	44
2.3	Métodos baseados em Ângulo de Chegada	47
2.4	Considerações parciais	53
3	SISTEMA DE LOCALIZAÇÃO POR LUZ VISÍVEL PROPOSTO	55
3.1	Visão geral	55
3.2	Estimador de iluminância	58
3.2.1	Simuladores fotométricos	58
3.2.2	Cálculo da iluminância estática	59
3.2.2.1	Validação do estimador de iluminância	61
3.2.3	Cálculo da iluminância dinâmica	64
3.3	Extração de características	67
3.4	Utilização de RNA para detecção da posição	69
4	RESULTADOS	72
4.1	Configuração do ambiente para realização dos testes	72
4.2	Posição das luminárias	73
4.3	Estimativa da posição do conjunto de teste	76
4.4	Comparação com outros SLLVs	82
5	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	84
	REFERÊNCIAS	86

ANEXOS	
ANEXO A – EXEMPLO DE ARQUIVO .IES	92

### 1 Introdução

### 1.1 Contextualização

Projetos de iluminação apresentam grande importância na vida dos seres humanos e no progresso da sociedade. Uma iluminação adequada é essencial para garantir que seja possível executar as tarefas necessárias em um ambiente, ou seja, ela torna a visibilidade adequada para se realizar trabalhos com conforto e segurança, melhorando assim a produtividade e também o bem estar das pessoas em seu dia-a-dia.

Por volta de 1780, foi inventado o *design* mais conhecido da lamparina a óleo, o que tornou seguro carregá-la tanto em ambientes interiores como exteriores e ajudou tremendamente a não deixar a chama se apagar por ação do vento. Em 1803, Humphry Davy inventou a lâmpada de arco elétrico usando tensão de uma bateria, produzindo luz mais intensa do que 1000 velas. Em 1856, Heinrich Geissler criou um tubo especial para confinar o arco elétrico, o chamado tubo de Geissler. Em 1879, Thomas Edison e Joseph Wilson Swan patentearam a lâmpada incandescente de fio de carbono que durava 40 horas. Em 1880, Thomas Edison produziu uma lâmpada de bulbo de 16W que durava 1500 horas. Após trabalhar com Edison, Nikola Tesla pôs em prática suas ideias de iluminação elétrica de alta frequência e sem fio em 1893. Em 1926, Edmund Germer criou a lâmpada fluorescente. Em 1962, Nick Holonyak criou a primeira lâmpada de LED (*Light Emitting Diode* - Diodo Emissor de Luz) do espectro visível, da cor vermelha. Em 1995, Shuji Nakamura inventou a primeira lâmpada de LED prática na cor azul e, ao acrescentar fósforo, na cor branca, iniciando uma revolução na iluminação por lâmpadas de LED (FOUNDATION, n.d.) (SOFTSCHOOLS, n.d.) (TIMETOAST, n.d.).

Desde a invenção da primeira lâmpada incandescente comercializável, a lâmpada elétrica vem evoluindo ao longo do tempo, tornando-se mais eficiente, durável, econômica, sustentável, etc. Entre os tipos de lâmpadas que surgiram estão as lâmpadas fluorescentes, halógenas, de neon e de vapor (TRIDAN, 2019) (NEOENERGIA, n.d.). Finalmente, com a criação das lâmpadas de LED, que possuem resposta dinâmica rápida, foi possível conceber novas tecnologias, como a VLC (*Visible Light Communication* - Comunicação por Luz Visível).

O desenvolvimento da tecnologia VLC apresenta novas possibilidades para fontes de iluminação. Tal tecnologia se refere ao tipo de comunicação em que os dados são enviados por meio da modulação de ondas do espectro de luz visível aos olhos humanos, variando de 380nm a 750nm de comprimento de onda. Dessa forma, as luminárias passam a ter duas funções, iluminação e comunicação, de modo que o sistema VLC possa ser empregado utilizando uma infraestrutura já existente. A ideia desse tipo de comunicação é transferir a informação de forma imperceptível à visão humana, de forma que a iluminação normal do ambiente não sofra nenhuma

alteração perceptível. Ela utiliza lâmpadas de LED, que ao contrário de lâmpadas incandescentes e fluorescentes, permitem controle preciso e de alta velocidade da iluminação, além de serem direcionais. As lâmpadas de LED foram inicialmente consideradas para aplicações de VLC no começo dos anos 2000, com o trabalho de Tanaka *et al.* onde uma lâmpada de LED branca foi usada para iluminação e comunicação em um ambiente interno, com uma taxa de dados de 400Mbps (MATHEUS et al., 2019) (TANAKA et al., 2003).

Um fator que atrai pesquisadores para este novo campo de pesquisa é a possibilidade de trabalhar com frequências muito superiores às utilizadas em dispositivos Wi-Fi, que permite comunicações sem fio em velocidades muito altas (teoricamente na ordem de terabytes/s). Além disso, ao contrário da frequência de rádio, o espectro de luz visível não é licenciado, o que permite aos dispositivos transmitir em qualquer frequência. Tal possibilidade pode se apresentar como solução ao problema do *Spectrum Crunch*, a crescente aglomeração da banda do espectro eletromagnético alocada para Wi-Fi. Além disso, ao contrário do infravermelho e do ultravioleta, que podem ser prejudiciais à saúde humana, o espectro de luz visível não apresenta perigo. Finalmente, vale ressaltar que as ondas de rádio podem atravessar obstáculos como paredes, de modo que uma rede sem fio convencional pode ser interceptada por *hackers* a qualquer momento. Em sistemas VLC, por outro lado, o sinal fica restrito ao ambiente no qual a luminária está instalada, aumentando a segurança contra a interceptação de informações (MATHEUS et al., 2019).

Quando se trata de localização externa, o principal método usado atualmente é o GPS (Sistema de Posicionamento Global - *Global Positioning System*). No entanto, a localização GPS não é precisa em ambientes interiores, pois o sinal transmitido pelos satélites sofre interferência de nuvens, tetos, paredes e outras obstruções (LIU et al., 2007) (BURCHARDT et al., 2014).

Uma das principais áreas de estudo da VLC é a localização em ambientes interiores. O problema de determinar a localização de pessoas, objetos e animais tem muitas soluções, cada uma com suas vantagens e desvantagens. Alguns dos métodos geralmente preferidos quando se trata de ambientes interiores são sonares (FENG-JI; HAI-JIAO; ABE, 1997), câmeras (LIU et al., 2012) (ZHENG et al., 2018), sinal Wi-Fi (SUN; LIU; MENG, 2014), telêmetros (WOLCOTT; EUSTICE, 2014) e *Bluetooth* (HOU; ARSLAN, 2017). Ao avaliar qual método usar em uma situação específica, alguns dos parâmetros que devem ser considerados são custo, precisão, segurança, dentre outros fatores. Por exemplo, existem ambientes onde a radiação de radiofrequência é perigosa ou mesmo proibida, como hospitais e aviões (ŞAHIN et al., 2015).

Nos últimos anos, com a evolução da tecnologia LED, sistemas de localização em ambientes interiores baseados em VLC foram desenvolvidos e apresentados como alternativas promissoras para o problema de localização. Esses sistemas consistem em dois tipos de componentes: os transmissores e os receptores. Na etapa de transmissão, os transmissores, que geralmente são lâmpadas de LED, enviam sinais contendo as informações utilizadas pelo sistema de localização. Tais sinais são gerados a partir da modulação da luz em altas taxas para que o

recurso de localização não afete a tarefa primordial de iluminar o ambiente, pois a variação da intensidade luminosa em altas frequências é imperceptível ao olho humano. A partir de 3000 Hz, a modulação passa a não ter risco de disparar efeitos biológicos indesejados nos usuários (SOCIETY, 2015). Na etapa de recepção e processamento, as informações dos sinais recebidos são coletadas e analisadas com base em técnicas de posicionamento para estimar parâmetros de localização, como distância relativa ou direção dos transmissores de LED. Dois tipos de receptores podem ser utilizados. O fotodiodo (*photodiode* - PD) é um receptor de baixo custo e fornece comunicação de dados de alta velocidade com baixo consumo de energia. O sensor de imagem (câmera), por sua vez, é um receptor frequentemente mais caro e adequado para aplicações com requisitos de baixa taxa de dados (KESKIN; SEZER; GEZICI, 2018) (WANG et al., 2015) (CHAUDHARY; ALVES; GHASSEMBLOOY, 2019).

A Figura 1 exibe um Sistema de Localização por Luz Visível (SLLV) típico.



Figura 1 – Sistema de localização por luz visível

### 1.2 Informações utilizadas em sistemas de posicionamento em ambientes interiores baseados em luminárias de LED

A utilização de luminárias de LED e fotorreceptores permite a construção de diversos tipos de SLLVs, sendo que a principal característica de tais sistemas normalmente está relacionada com o tipo de informação utilizado para realizar a estimação da posição. As informações mais comuns utilizadas nos SLLVs são a RSS (Received Signal Strength - Intensidade do Sinal Recebido), o TOA (Time of Arrival - Tempo de Chegada), o TDOA (Time Difference of Arrival -Tempo Diferencial de Chegada) e o AOA (Angle of Arrival - Ângulo de Chegada). Esses mesmos tipos de dados também costumam ser usados em sistemas de localização por radiofrequência (radio frequency - RF) (CHAUDHARY; ALVES; GHASSEMBLOOY, 2019) (ZHUANG et al., 2018). A RSS de um sinal pode ser estimada de uma maneira com baixa complexidade, uma vez que a sincronização dos dispositivos não é necessária. É um parâmetro comum usado para coletar informações sobre a distância e orientação do receptor VLC em relação ao transmissor de LED. Pode-se destacar que a RSS tem uma precisão significativamente maior em SLLVs do que nos sistemas baseados em RF. Isso ocorre porque os efeitos de múltiplos caminhos não são tão cruciais em SLLVs em comparação com os baseados em RF, pois os SLLVs geralmente têm caminhos LOS (Line of Sight - Linha de Visão) entre os transmissores de LED e o receptor, e os componentes difusos que chegam da dispersão de múltiplos caminhos são muito mais fracos do que o componente LOS (KESKIN; SEZER; GEZICI, 2018). Por outro lado, obstáculos podem interferir na RSS, pois bloqueiam ou refletem as ondas, limitando a precisão deste método (MATHEUS et al., 2019).

Os sistemas baseados em AOA realizam a localização a partir da conexão LOS entre os transmissores e o receptor, com base na direção do sinal obtido. Semelhante à RSS, esse parâmetro é medido com base nos níveis de potência recebidos em PDs e também pode fornecer alta precisão em SLLVs em comparação com soluções baseadas em RF pelos mesmos motivos que a RSS (efeitos de múltiplos caminhos não tão cruciais) (KESKIN; SEZER; GEZICI, 2018).

Para estimar a distância entre o receptor e os transmissores de LED com base no parâmetro TOA, o receptor deve ser sincronizado com cada um dos transmissores. Por outro lado, não há necessidade de sincronização entre o receptor e os transmissores de LED para a utilização do parâmetro TDOA, porém os transmissores de LED devem ser sincronizados entre si para que o receptor possa estimar a diferença de distância entre ele mesmo e cada par de transmissores de LED. Por conta do requisito de sincronização e medições de tempo altamente precisas, o uso do TOA e do TDOA é relativamente caro em comparação à RSS e ao AOA (KESKIN; SEZER; GEZICI, 2018).

Uma vez definidas as informações a serem utilizadas no SLLV, diversos algoritmos

1.2. Informações utilizadas em sistemas de posicionamento em ambientes interiores baseados em luminárias de LED 27

podem ser utilizados para realizar a localização. Primeiramente, a trilateração e a triangulação são métodos que permitem determinar a posição do receptor analisando-se as distâncias ou ângulos relativos aos transmissores de forma geométrica. Já os métodos baseados em proximidade realizam a localização com base nos dados obtidos da luminária de LED mais próxima e são adequados para aplicações onde não são necessárias informações de posição muito precisas. Nos métodos de impressão digital, os parâmetros são estimados com base nas medições *online* realizadas pelo receptor, as quais são comparadas com as informações em um banco de dados obtido anteriormente. Um algoritmo de correspondência decide a posição do receptor VLC no sistema (KESKIN; SEZER; GEZICI, 2018).

A Figura 2 exibe os algoritmos de posicionamento que serão apresentados no Capítulo 2.



Figura 2 – Algoritmos de posicionamento baseados em luminárias de LED

Antes de se apresentar os algoritmos de posicionamento, essa seção também aborda algumas características de sistemas de posicionamento em ambientes interiores baseados em luminárias de LED que representam desafios para tais algoritmos. Essas características são o FOV (*Field of View* - Campo de Visão) e o efeito de múltiplos caminhos.

O fotodiodo em um SLLV detecta apenas os lóbulos de luz dentro de seu campo de visão e ele converte o fluxo de luz em corrente elétrica. Portanto, um único PD fornece apenas as informações de RSS ou TOA (ou AOA, a partir do modelo do canal). Dessa forma, a utilização de um receptor com um FOV mais amplo permite receber um número maior de fontes de luz, possibilitando a obtenção de mais informações úteis para o algoritmo de posicionamento. Por outro lado, o FOV mais amplo também resulta no recebimento de mais sinais indesejados de reflexos NLOS (*Non Line Of Sight* - Fora da Linha de Visão) ou luz ambiente, o que pode levar à degradação do desempenho. Consequentemente, uma compensação precisa ser feita para a

escolha do FOV no projeto do SLLV (ZHUANG et al., 2018).

Como a lâmpada de LED é uma fonte de iluminação, os fluxos luminosos são dispersos pela sala. Isso cria componentes refletidas das paredes, tetos, mesas, espelhos e quaisquer outras superfícies do ambiente. Embora as componentes refletidas sejam muito mais fracas do que o canal LOS, elas causam o efeito de múltiplos caminhos, de maneira que elas ainda são perceptíveis ao sensor óptico e podem contribuir para um canal difuso no sistema VLC que influenciará a SNR (*Signal to Noise Ratio* - Relação Sinal-Ruído), a BER (*Bit Error Rate* - Taxa de Erros de Bit) e outras métricas de desempenho do sistema. Os SLLVs baseados em RSS realizam o posicionamento transferindo a energia da luz recebida para distâncias. Portanto, a estimativa da distância ficará pior se os componentes refletidos forem misturados aos sinais recebidos, levando a um erro de posicionamento maior (ZHUANG et al., 2018).

### 1.3 Motivação e objetivos

Entre as dificuldades para a difusão do método de localização por luz visível está a ausência de simuladores que possam prever a propagação dos sinais VLC em um determinado ambiente, o que dificulta o estudo e validação da tecnologia. Tal dificuldade ocorre pelo fato de que, apesar de haverem diversos softwares que realizam o cálculo luminotécnico no mercado, esses simuladores foram desenvolvidos para serem utilizados em projetos tradicionais de iluminação apenas, não considerando a possibilidade de utilização da luz para a comunicação e não realizando as simulações dinâmicas necessárias a esse fim.

Existem diversas aplicações para a localização por luz visível em ambientes interiores, as quais podem ser beneficiadas com melhorias na precisão, custo, velocidade e segurança dos métodos atuais. Na área de navegação de robôs móveis, uma estimativa com precisão e acurácia da posição do robô é essencial para que ele seja capaz de desviar de obstáculos, rastrear seu caminho e desempenhar as tarefas necessárias com segurança e eficiência. Dessa forma, pode-se acrescentar um fotodiodo ou câmera como sensor ao robô. Além de localização, a tecnologia VLC pode ser usada também para mapeamento interno e detecção de obstáculos, como mostrado em (VATANSEVER; LIAN; BRANDT-PEARCE, 2018).

Neste contexto, o trabalho proposto tem como objetivo apresentar uma técnica de localização em ambientes interiores baseada em VLC utilizando uma Rede Neural Artificial (RNA) para estimar a posição do sensor. A principal contribuição do trabalho é o treinamento *offline* da RNA, utilizando arquivos de distribuição de luz no formato .IES (*Illumination Engeneering Society* - Sociedade de Engenharia de Iluminação), o que possibilita o reaproveitamento de dados já empregados em projetos de iluminação e aumenta a acurácia do sistema de localização. Além disso, com essa abordagem não é necessário realizar treinamento com dados experimentais, o que permite a generalização e facilita a aplicação prática da técnica proposta.

O trabalho também apresenta um estimador que permite estimar o comportamento de um

sinal VLC em um determinado ambiente. Este simulador foi desenvolvido com base em conceitos da fotometria clássica, o que permite a utilização de vários conceitos já bem estabelecidos na literatura e validados pela comunidade acadêmica.

### 1.4 Conteúdo do trabalho

O restante deste trabalho está organizado da seguinte maneira. O Capítulo 2 apresenta uma breve revisão bibliográfica sobre algoritmos de posicionamento baseados em VLC e trabalhos correlatos. Em seguida, o Capítulo 3 explica o cálculo da iluminância para o treinamento *offline* da RNA, a modulação da luz, os métodos de recepção e filtragem e a implementação da RNA. O Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos para validar o método proposto. Finalmente, o Capítulo 5 conclui a dissertação.

### 2 Revisão Bibliográfica

Este capítulo apresenta uma breve revisão sobre algoritmos de posicionamento para SLLVs em ambientes interiores e alguns trabalhos correlatos.

#### 2.1 Métodos baseados na Intensidade do Sinal Recebido

Os métodos de posicionamento baseados na RSS tem como vantagem o fato de que os valores de RSS são facilmente obtidos em comparação com outras características dos sinais transmitidos, sendo que tal obtenção ocorre a partir do uso de um único fotodetector, sem a necessidade de usar dispositivos auxiliares. A RSS diminui à medida que a distância entre transmissor e receptor aumenta, seguindo o modelo do canal. Uma vez que o canal envolve o LED e o receptor, ele poderia ser descrito da seguinte forma (ZHUANG et al., 2018) (WANG et al., 2015) (CHAUDHARY; ALVES; GHASSEMBLOOY, 2019) (SHARIFI et al., 2016) (VATANSEVER; LIAN; BRANDT-PEARCE, 2018) (YU et al., 2021) (HOU et al., 2015) (SEE; NOOR; Y.M, 2016):

$$P_{i}(\theta,\psi) = \frac{(m_{i}+1)A_{R}P_{T_{i}}}{2\pi} \frac{\cos^{m_{i}}(\theta)\cos^{M}(\psi)T_{s}(\psi)g(\psi)}{D_{i}^{2}}$$
(2.1)

onde  $D_i$  é a distância entre o i-ésimo LED e o receptor,  $A_R$  é a área efetiva do PD no receptor,  $P_{T_i}$  é a potência óptica da fonte de luminância,  $\theta$  é o ângulo de irradiância,  $\psi$  é o ângulo de incidência no receptor,  $T_s(\psi)$  é o ganho do filtro óptico e g( $\psi$ ) é o ganho do concentrador óptico colocado na frente do receptor. M e m representam as ordens lambertianas do receptor e da luminária de LED, respectivamente. Elas podem ser dadas por:

$$m = -ln 2/ln(\cos \theta_{1/2}) M = -ln 2/ln(\cos \phi_{1/2})$$
(2.2)

onde  $\theta_{1/2}$  e  $\psi_{1/2}$  são semi-ângulos de meia potência da luminária de LED e do receptor. Se nenhuma lente for usada no receptor, então  $T_s(\psi) = g(\psi) = 1$ . O elemento óptico tem um "ganho" máximo, que é limitado por considerações de radiância constante.

A partir da RSS, diversos algoritmos como trilateração, impressão digital e proximidade podem ser empregados, os quais serão apresentados a seguir.

#### 2.1.1 Trilateração

É necessário o uso de pelo menos três luminárias de LED com localizações conhecidas para se empregar algoritmos de posicionamento baseados em trilateração em duas dimensões e quatro luminárias para o caso tridimensional (KESKIN; SEZER; GEZICI, 2018) (SHARIFI et al., 2016) (VATANSEVER; LIAN; BRANDT-PEARCE, 2018) (SEE; NOOR; Y.M, 2016) (FANG et al., 2019). Apresenta-se a seguir um caso típico para a localização em duas dimensões usando-se três luminárias de LED, para fins de demonstração.

Assume-se que todas as luminárias de LED estão instaladas na mesma altura e que a altura do receptor também é conhecida. Uma vez que o receptor tenha medido a RSS dos sinais transmitidos, a distância de cada transmissor correspondente pode ser calculada a partir do modelo do canal apresentado anteriormente (ZHUANG et al., 2018).

Assim, considerando-se a distância encontrada para um único transmissor, sabe-se que o receptor se encontra em um ponto qualquer do círculo traçado com centro na coordenada daquele transmissor, a qual é conhecida. Tal informação não é suficiente para identificar a localização do receptor, pois há uma quantidade infinita de pontos na circunferência traçada, sendo que o receptor pode estar em qualquer um deles. Então, utilizando-se a distância entre o segundo transmissor e o receptor pode-se desenhar uma segunda circunferência, com centro na coordenada desse outro transmissor. A interseção entre os dois círculos geralmente produz dois pontos, exceto para o caso de circunferências tangentes, que se encontram em um único ponto. Então, para o caso geral, ainda não é possível identificar univocamente a localização do receptor, que pode estar em qualquer um dos dois pontos. Tal informação é obtida ao adicionar a informação da distância entre o receptor e o terceiro transmissor, desenhar a terceira circunferência e encontrar o ponto de interseção entre os três círculos. A Figura 3 ilustra esse processo. A partir dela, é possível obter as seguintes equações:

$$(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 = d_1^2$$
  

$$(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 = d_2^2,$$
  

$$(x - x_3)^2 + (y - y_3)^2 = d_3^2$$
(2.3)

onde  $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$  e  $(x_3, y_3)$  são as localizações de cada um dos transmissores no plano xy e a solução do sistema de equações é a localização do receptor.

Na maioria dos casos reais, a distância medida se desvia um pouco da verdade, devido a erros de quantização e medição, além daqueles inseridos pelas características de SLLVs em ambientes interiores como o efeito de múltiplos caminhos, o qual afeta algoritmos baseados em RSS pelas razões apresentadas na Seção 1.2. Logo, os círculos desenhados não se cruzam perfeitamente e os pontos de interseção fazem a margem de uma área que pertence aos três círculos, como a área sombreada na Figura 4. Para o caso da localização em três dimensões, três coordenadas devem ser determinadas ao invés de duas, o que significa que ao invés de se plotar círculos, são plotadas esferas, de modo que a área da Figura 4 se torna um espaço com certo volume. Na localização 3D, utilizam-se quatro transmissores e são obtidas quatro equações quadráticas (ZHUANG et al., 2018).

Em seguida, serão apresentados exemplos de trabalhos específicos que utilizam a técnica de trilateração. Os títulos foram traduzidos para o português.



Figura 3 – Trilateração com interseção em um ponto Fonte: Adaptado de (ZHUANG et al., 2018)



Figura 4 – Trilateração com interseção dentro de uma área Fonte: Adaptado de (ZHUANG et al., 2018)

#### • Localização Interna de Robô Móvel através de Comunicação por Luz Visível

O trabalho proposto em (SHARIFI et al., 2016) foca na implementação da VLC com um robô móvel autônomo para fornecer localização interna. A Figura 5 exibe uma visão geral do trabalho.



Figura 5 – Visão geral do trabalho de (SHARIFI et al., 2016)

Uma abordagem multifrequencial combinada com RSS foi desenvolvida. No método proposto, os transmissores enviam sua identificação de localização a qualquer momento com uma frequência pré-determinada e diferente. O fluxo luminoso de cada luminária é modulado a uma frequência constante e única. Este método não requer sincronização entre os transmissores e o receptor, o que minimiza o custo de implementação e a complexidade, pois um relógio comum não é necessário para sincronizar a transmissão de dados das luminárias de LED.

Neste trabalho, quatro luminárias foram instaladas no teto, sendo que elas transmitem sua identificação de localização além de fornecer iluminação para a sala. Os sinais transmitidos apresentam formas de onda quadradas e, por conta disso, o sinal óptico transmitido e a saída elétrica do fotodiodo contêm harmônicas ímpares. As frequências de modulação foram selecionadas para garantir que as harmônicas resultantes de qualquer um dos sinais não interfiram com a componente fundamental dos outros. O robô é dotado de um fotodiodo, capaz de receber o sinal transmitido pelas lâmpadas de LED e converter em sinal elétrico. Em seguida, quatro filtros passa-faixa separam e analisam simultaneamente as componentes fundamentais do sinal enviado por cada luminária de LED. Essa abordagem garante que os pacotes de dados nunca colidam, já que dois transmissores não enviarão dados na mesma frequência. O artigo apresenta o circuito para os filtros passa-faixa, o qual utiliza um amplificador operacional, além das equações para os parâmetros dos filtros, como frequência central, ganho da frequência central e largura de banda. A distância entre os transmissores e o receptor é calculada usando RSS, a partir do modelo do canal apresentado anteriormente. Conforme já discutido, como algoritmos baseados em RSS realizam o posicionamento transferindo a energia da luz recebida para distâncias, por conta do efeito de múltiplos caminhos, a estimativa da distância apresentará resultados piores em um ambiente com muita reflexão, o que não é o caso do experimento deste trabalho. Ao coletar a potência do sinal recebido e, portanto, a distância de três luminárias de LED, o robô é capaz de usar a trilateração para encontrar sua localização no ambiente. O desempenho do sistema foi avaliado pela montagem de um fotodiodo no robô e lâmpadas de LED sob uma mesa. O sinal recebido pelo fotodiodo é composto por iluminação ambiente e pelos sinais de duas lâmpadas de LED transmitindo a frequências diferentes. O robô foi capaz de separar e identificar o sinal de cada lâmpada de LED e além disso a distância com a mudança de intensidade de cada lâmpada. O resultado deste teste confirmou que o método de multifrequência proposto é confiável e pode ser usado para localizar o robô móvel.

#### Mapeamento Interno usando as Informações de Estado do Canal VLC

O trabalho proposto em (VATANSEVER; LIAN; BRANDT-PEARCE, 2018) apresenta um problema de mapeamento em ambiente interior ao invés de um simples posicionamento. No entanto, a propriedade do canal VLC utilizada é a RSS e o algoritmo para o mapeamento utilizado apresenta semelhanças com a trilateração. Neste artigo, o objetivo é usar as CSI (*Channel State Information* - Informações de Estado do Canal) do VLC para estimar um mapa "esparso" da área de vigilância usando as localizações estimadas das paredes, ou seja, propor um algoritmo que possa ser usado para mapeamento em ambiente interior ou detecção de obstáculos durante a localização do usuário e das luminárias de LED.

A Figura 6 apresenta uma visão geral do trabalho.

Primeiramente, calcula-se a RSS de uma luminária de LED qualquer usando-se o modelo do canal VLC. A partir dela, calcula-se a distância entre essa luminária e o agente móvel. Cada luminária de LED possui um código exclusivo para que a RSS possa ser identificada a partir de fontes diferentes usando correlação. Em seguida, foi escolhido o algoritmo EKF-SLAM, onde EKF é acrônimo para *Extended Kalman Filter* (Filtro de Kalman Estendido) e SLAM significa *Simultaneous Localization And Mapping* (Mapeamento e Localização Simultâneos) para realizar a localização do agente e da luminária de LED. Neste trabalho, o agente está equipado com um PD que só mede a RSS óptica e a CIR (*Channel Impulse Response* - Resposta ao Impulso do Canal). A CIR é uma superposição das partes LOS e NLOS da luz. Os picos da CIR são usados para estimar o TOF (*Time Of Flight* - Tempo de Voo) da luz. O primeiro pico é a componente LOS da luz, o segundo é o reflexo da parede mais próxima e o terceiro é o reflexo da parede oposta. Uma vez que o TOF é estimado, a distância total percorrida pelos raios em LOS e NLOS pode ser estimada.


Figura 6 – Visão geral do trabalho de (VATANSEVER; LIAN; BRANDT-PEARCE, 2018)

Uma abordagem SLAM somente de alcance é usada. Algumas observações feitas são de que níveis baixos de SNR têm um efeito negativo na exatidão do método e que a SNR de pico é definida no ponto de abordagem mais próximo da luminária de LED; quando o agente se aproxima das paredes, a SNR diminui. Uma vez que as luminárias de LED e o agente estão localizados, a CSI pode ser usada para estimar a distância entre o agente e as paredes. A informação do TOF obtida da CIR nos diz a distância total que é percorrida pela luz refletida. A geometria de reflexão especular é usada neste estudo, onde assumimos que o ângulo de chegada e o ângulo de reflexão são iguais. É possível encontrar a distância perpendicular entre a parede e a luminária de LED a partir de equações de geometria em 2D. O agente deve estar em um plano que inclui o LED e é perpendicular à parede. Assim, o TOF da CIR é calculado apenas nos locais em que a RSS máxima é detectada.

Finalmente, é estimada a distância perpendicular entre o agente e as paredes. No entanto, ainda há uma incerteza sobre a localização exata da parede: ela pode estar em qualquer lugar em um círculo que está centrado na localização do agente com um raio obtido a partir da distância estimada. Um histórico que armazena pelo menos três localizações de luminárias de LED e os valores de distância da parede obtidos é usado para encontrar os pontos tangentes externos entre os círculos correspondentes. Esses pontos são então conectados; as conexões que formam uma linha reta representam uma parede.

As simulações foram realizadas em um ambiente em formato de "L"com dimensões  $10 \times 2 \times 3m^3$  na primeira parte, a qual é conectada à segunda parte com dimensões  $8 \times 2 \times 3m^3$ . Os resultados mostram que, para níveis elevados de SNR, como 80dB, os erros de estimativa de posição das luminárias de LED, do agente e das paredes são menores que 10 centímetros. No entanto, ao diminuir o valor da SNR os erros de posicionamento aumentam, porque valores baixos de SNR corrompem a CIR. Para uma SNR menor que 40dB, por exemplo, o trabalho apresentou erros na localização das paredes entre aproximadamente 30cm e 70cm.

### Investigação do Sistema de Posicionamento Interno usando Comunicação por Luz Visível

O artigo (SEE; NOOR; Y.M, 2016) apresenta um sistema composto por quatro luminárias de LED transmissoras moduladas em frequências diferentes usando F-ID (*Frequency Identification* - Identificação de Frequência). O receptor consiste em um fotodiodo controlado por microcontrolador, o qual realiza ADC (*Analog-to-Digital Conversion* - Conversão Analógica-Digital) e FFT (*Fast Fourier Transform* - Transformada de Fourier Rápida) no sinal analógico óptico recebido das luminárias de LED. A RSS obtida é inserida na equação do ganho lambertiano e no algoritmo de trilateração para calcular a distância e as coordenadas do fotodiodo receptor.

A Figura 7 apresenta uma visão geral do trabalho.



Figura 7 – Visão geral do trabalho de (SEE; NOOR; Y.M, 2016)

O artigo apresenta características dos instrumentos usados, a preparação do ambiente onde o experimento será conduzido e desenvolve as equações de estimação da posição do receptor. O ambiente possui dimensões  $90cm \times 95cm \times H$ , onde H representa a altura das luminárias de LED, sendo seu valor igual a 60cm ou 70cm. O experimento apresentou um erro médio de 39cm.

### • Estudo do Efeito NLOS no Posicionamento por Luz Visível Interna em Diferentes Tamanhos de Sala

O artigo proposto em (FANG et al., 2019), analisa os erros de posicionamento baseados em RSS com diferentes tamanhos de sala. Para as simulações, é considerado um ambiente com 3m de altura e três luminárias de LED instaladas no teto. Além de avaliar o efeito de LOS, o trabalho também analisa o efeito do ganho do canal devido à NLOS causada pela primeira reflexão no ambiente. O algoritmo de posicionamento utilizado é baseado em RSS e se assemelha ao algoritmo de trilateração.

Os resultados das simulações indicam que a precisão do posicionamento aumenta com o aumento do tamanho da sala, sendo que o erro máximo em um ambiente  $15m \times 15m \times 3m$  é de 9mm, onde apenas 1mm é devido ao efeito de NLOS. Dessa forma, para um ambiente com essas dimensões ou maior, pode-se ignorar o efeito NLOS. Além disso, foram estudados os efeitos da mudança do FOV do receptor e do ângulo de meia potência do transmissor. Os resultados indicaram que o ângulo de meia potência apresentou maior influência no erro de posicionamento.

### 2.1.2 Impressão digital

O algoritmo de posicionamento de impressão digital é dividido em duas fases, sendo elas a fase *offline* e a fase *online*. Na fase *offline*, o ambiente onde será realizado o posicionamento é dividido em várias pequenas áreas. No ponto central de cada área, o valor de RSS e a localização daquele ponto são coletados e armazenados em um banco de dados. Outros parâmetros como AOA ou TOA podem, alternativamente, ser usados. Na fase *online*, os valores de RSS (ou AOA, TOA, etc.) coletados em tempo real são comparados com os valores armazenados no banco de dados de impressão digital com o objetivo de se obter a posição do receptor. O processo de posicionamento é ilustrado na Figura 8 (KESKIN; SEZER; GEZICI, 2018) (CHEN et al., 2018) (CHAUDHARY; ALVES; GHASSEMBLOOY, 2019) (WANG et al., 2015) (WEI; YAO, 2017) (ZHAO; ZHANG; SONG, 2017).

A seguir, serão apresentados exemplos de trabalhos específicos que utilizam a técnica de impressão digital. Seus títulos foram traduzidos para o português.

# • Algoritmo de Localização por Luz Visível Interna com base no Banco de Dados de Impressão Digital Virtual

O algoritmo de posicionamento de impressão digital tem baixa precisão de localização na condição de baixa densidade de distribuição de nós de referência. Para resolver esse problema,



Figura 8 – Método de impressão digital

um algoritmo de localização baseado em banco de dados de impressão digital virtual é proposto por (WEI; YAO, 2017).

A Figura 9 apresenta uma visão geral do trabalho.

Como a transmissão da luz visível é influenciada pelo ambiente e pelo caminho de propagação, diferentes locais têm diferentes RSSIs (*Received Signal Strength Indication –* Indicação da Intensidade do Sinal Recebido). Assim, a RSSI pode ser considerada como a impressão digital de um local. Na fase de estabelecimento do banco de dados real, são escolhidas várias pequenas áreas que serão usadas como nós de referência e são medidas suas impressões digitais. Em seguida, são inseridos vários nós de referência virtuais entre os nós reais. A RSSI dos nós de referência virtuais é estimada pelo método de interpolação bilinear. Na etapa de posicionamento, a RSSI é combinada com o banco de dados de impressão digital virtual e as coordenadas de posição são estimadas por algoritmo de ponderação.

Os resultados da simulação mostram que o erro médio de posicionamento é reduzido de 0,52m para 0,38m no ambiente de posicionamento de  $7m \times 7m \times 2m$  em comparação com o método de localização de impressão digital não aprimorado, na situação de mesma densidade de distribuição dos nós de referência reais.

• Um Algoritmo de Posicionamento Interno por Luz Visível baseado em Impressão



Figura 9 – Visão geral do trabalho de (WEI; YAO, 2017)

### Digital

No artigo proposto em (CHEN et al., 2018), alguns algoritmos de posicionamento em ambientes interiores baseados em impressão digital são comparados por meio de simulação. Em primeiro lugar, a sala é dividida em uma grade de pontos e em todos os pontos os valores de intensidade de cada luminária de LED são registrados e armazenados em um banco de dados. Em seguida, o algoritmo KNN (*K Nearest Neighbours* – K Vizinhos Mais Próximos) e o algoritmo Bayesiano são usados, separadamente, para calcular a posição estimada. Finalmente, um terceiro algoritmo de posicionamento em ambientes interiores, que combina o algoritmo KNN e o algoritmo Bayesiano, é proposto. Neste terceiro algoritmo KNN e a probabilidade posterior é calculada pelo algoritmo Bayesiano. O ponto com a maior probabilidade posterior é a posição estimada. O algoritmo aprimorado simplifica a complexidade do algoritmo Bayesiano e melhora a precisão de posicionamento do algoritmo KNN, com um erro médio de 0,27m em um ambiente de  $5m \times 5m \times 2m$ .

A Figura 10 apresenta uma visão geral do trabalho.

 Método de Posicionamento Interno baseado em Impressão Digital e Comunicação por Luz Visível



Figura 10 – Visão geral do trabalho de (CHEN et al., 2018)

Neste artigo proposto em (ZHAO; ZHANG; SONG, 2017), um método de posicionamento em ambientes interiores que combina o método de triangulação e impressão digital é apresentado. Inicialmente, é medida a RSS no local desconhecido e são calculadas as distâncias relativas entre o receptor e as fontes de luz visível. Em seguida, é usada a trilateração com o objetivo de se estimar o agrupamento dos prováveis locais do receptor. Finalmente, os parâmetros medidos são comparados com as impressões digitais (do banco de dados) dentro do agrupamento de acordo com o algoritmo dos vizinhos mais próximos. A posição correspondente à melhor impressão digital é considerada a posição do receptor.

A Figura 11 apresenta uma visão geral do trabalho.

Pelo fato de que é necessário combinar apenas as impressões digitais dentro do agrupamento e não conduzir uma pesquisa global dentro de todo o conjunto de dados, o custo de computação do algoritmo proposto é reduzido em comparação ao algoritmo que usa apenas o método dos vizinhos mais próximos. As simulações deste trabalho foram realizadas em um ambiente de  $5m \times 5m \times 3m$  e o custo de computação foi reduzido em 39 vezes. Além disso, a partir dos resultados da simulação, foi possível ver que a precisão dos dois métodos é a mesma. Por outro lado, em comparação com o algoritmo que usa apenas a triangulação, a precisão de posicionamento foi melhorada de 8,782cm para 3,934cm.



Figura 11 - Visão geral do trabalho de (ZHAO; ZHANG; SONG, 2017)

### 2.1.3 Proximidade

Esse é um método com implementação mais simples em comparação com outras abordagens de posicionamento, uma vez que ele depende apenas da informação de conectividade. Nesse método, o receptor extrai os dados de identificação do LED mais próximo a partir dos sinais recebidos. Dessa forma, o receptor fica localizado na área abrangida pelo FOV da luminária identificada, obtendo-se, assim, a localização aproximada do receptor. Havendo vários sinais com a mesma intensidade, considera-se que o receptor está localizado no meio dos transmissores. Tal método é adequado para situações onde não é necessária alta acurácia da informação de posição, por depender do número de luminárias e da sua densidade de distribuição sobre o teto do ambiente (KESKIN; SEZER; GEZICI, 2018) (WANG et al., 2015) (CHAUDHARY; ALVES; GHAS-SEMBLOOY, 2019) (GLIGORIć et al., 2018) (CHERNTANOMWONG; CHANTHARASENA, 2015).

Em seguida, serão apresentados exemplos de trabalhos específicos que utilizam a técnica de proximidade. Seus títulos foram traduzidos para o português.

 Posicionamento Interno baseado em Comunicação por Luz Visível via Sensoriamento Comprimido O artigo proposto em (GLIGORIć et al., 2018) apresenta uma abordagem para o posicionamento em ambientes interiores baseado na VLC usando CS (*Compressed Sensing* -Sensoriamento Comprimido). Considera-se um grande ambiente interior iluminado por luminárias de LED fixadas ao teto. Tais luminárias são colocadas em uma grade de posições conhecidas e supõe-se que cada uma ilumina uma certa área de cobertura do plano do piso. Um receptor com fotodiodo é colocado em um local desconhecido e supõe-se que ele é capaz de detectar o sinal de determinada luminária de LED se ele estiver localizado na área de cobertura dela.

A Figura 12 apresenta uma visão geral do trabalho.



Figura 12 – Visão geral do trabalho de (GLIGORIć et al., 2018)

Em um determinado instante de tempo (periodicamente ou por solicitação), todas as luminárias de LED transmitem simultaneamente suas sequências de ID binárias. O sinal da luminária é transmitido usando uma modulação simples OOK (*On-Off Keying* - Chaveamento On-Off) e assume-se que o receptor conhece as sequências de identificação de todas as luminárias de LED. O sinal é gerado de maneira que pode-se assumir que todas as transmissões estão perfeitamente sincronizadas e podem-se ignorar todos os atrasos dependentes da distância. Em uma posição desconhecida, o sinal recebido no receptor representa uma superposição de sinais que chegam de luminárias em torno da área do receptor.

Dessa forma, o problema seguinte é a separação de sinal da luminária de LED, o qual é realizado em uma estrutura de CS equivalente. O dispositivo do usuário é capaz de detectar o conjunto das luminárias próximas usando algoritmos de recuperação de sinal esparsos. Utilizandose o método de proximidade sobre o conjunto obtido, a estimativa da posição é proposta com base no conceito de que se a separação do sinal for possível, então as regiões de luz sobrepostas levam a uma diminuição no erro de posicionamento, uma vez que a posição é escolhida como o centro da área obtida pela união de todas as áreas de cobertura. Com uma densidade suficiente de luminárias de LED, esse método fornece alta precisão de posicionamento.

O método proposto é avaliado em um cenário de  $50m \times 50m \times 3m$  e com um total de 625 luminárias de LED ( $25 \times 25$ ). A precisão do posicionamento é avaliada variando-se o valor da SNR, o número de bits na mensagem enviada pelas luminárias de LED, o raio de cobertura e o número dessas luminárias no ambiente. Por exemplo, para uma SNR maior que 35dB, o erro de posição médio é de aproximadamente 27cm.

#### • Sistema de Localização Interna usando Comunicação por Luz Visível

O artigo proposto em (CHERNTANOMWONG; CHANTHARASENA, 2015) apresenta um SLLV baseado no algoritmo de proximidade. Se o receptor puder detectar o sinal de identificação de apenas uma luminária de LED, o algoritmo indica que o receptor está próximo dessa luminária. Porém em algumas localizações no ambiente, o receptor recebe o sinal de mais de uma luminária. Para lidar com as áreas de sobreposição de luz, os sinais enviados são multiplexados em um esquema de TDM (*Time Division Multiplexing* - Multiplexação por Divisão de Tempo). O trabalho realizou a TDM para sinais múltiplos com modulação OOK.

A Figura 13 apresenta uma visão geral do trabalho.



Figura 13 – Visão geral do trabalho de (CHERNTANOMWONG; CHANTHARASENA, 2015)

Os experimentos foram realizados em um ambiente com um piso de  $3m \times 3m$ , onde as quatro luminárias de LED foram instaladas a uma altura de 2,85m. As localizações do receptor foram medidas em 100 pontos diferentes da sala, igualmente espaçados para quatro alturas diferentes, sendo elas 5cm, 70cm, 120cm e 150cm. Para a altura de 5cm, obteve-se o maior número de localizações com sobreposição de sinais de dois ou mais luminárias de LED. Para a altura de 150cm não houve nenhuma sobreposição, porém alguns pontos não receberam sinal algum de nenhuma das luminárias. Valores de precisão do posicionamento não foram apresentados neste trabalho.

# 2.2 Métodos baseados em Tempo de Chegada e Tempo Diferencial de Chegada

O Tempo de Chegada (TOA) é uma técnica de localização que consiste no tempo absoluto de viagem de um sinal sem fio do transmissor até o receptor. O principal desafio associado a essa técnica é a sincronização de tempo requerida entre luminárias de LED e receptores, a qual deve ser muito precisa. Com o objetivo de superar essa dificuldade, os sistemas de localização interna geralmente adotam o Tempo Diferencial de Chegada (TDOA) ao invés do TOA. No entanto, ainda é necessária a sincronização de tempo entre as luminárias de LED. Normalmente, dois receptores são necessários com o objetivo de adquirir a diferença de tempo em um sistema baseado em TDOA. Todavia, um único receptor é capaz de aquirir os sinais separadamente e analisar a diferença de tempo entre eles com o auxílio de LEDs utilizando a FDM (Frequency Division Modulation - Modulação por Divisão de Frequência) e usando um BPF (Band-Pass Filter - Filtro Passa-Faixas) no lado do receptor. Os algoritmos de posicionamento baseados em TOA/TDOA usados são a trilateração, que já foi apresentada para algoritmos baseados em RSS, e a multilateração ou navegação hiperbólica, que baseia-se nas diferenças de distância entre quaisquer duas luminárias de LED com localizações conhecidas (ZHUANG et al., 2018) (CHAUDHARY; ALVES; GHASSEMBLOOY, 2019) (DO; HWANG; YOO, 2013) (JUNG; HANN; PARK, 2011a) (ZHANG et al., 2021).

A seguir, serão apresentados exemplos de trabalhos específicos que utilizam o TDOA. Seus títulos foram traduzidos para o português.

### Sistemas de Posicionamento por Luz Visível Interna baseados em TDOA

Em (DO; HWANG; YOO, 2013), é proposto um sistema onde uma grade de 9 luminárias LED ( $3 \times 3$ ) é instalada a uma altura de 50cm abaixo do teto em um ambiente  $5m \times 5m \times 3m$ . Cada luminária de LED realiza a transmissão de um único pulso quadrado de sinal piloto após um determinado período de guarda. A duração do período de guarda é escolhida de maneira que o sinal piloto anterior cause pouca ou nenhuma interferência no próximo sinal piloto. Os sinais enviados por cada lâmpada de LED tem a mesma largura de pulso e diferentes amplitudes. Neste trabalho, a largura de pulso foi de 10ns e o período de guarda foi de 50ns. Dessa forma, após um período de tempo, o receptor recebe uma série de sinais piloto de todos os painéis de LED da sala. A detecção de cada sinal piloto no sinal total recebido é realizada a partir da correlação cruzada. Com base no sinal recebido, obtém-se as diferenças de tempo de chegada dos sinais piloto e, a partir delas, multiplicando-as pela velocidade da luz, obtém-se as diferenças de distâncias do receptor às luminárias de LED. Com esses valores, estima-se a posição do receptor.

A Figura 14 apresenta uma visão geral do trabalho.

Nas simulações, foram incluídos os efeitos de ruídos como ruído de tiro, ruído térmico



Figura 14 – Visão geral do trabalho de (DO; HWANG; YOO, 2013)

e ruído causado pela luz refletida nas paredes. O desempenho do sistema foi simulado em  $250 \times 250$  pontos igualmente espaçados no ambiente, sendo que cada ponto possui uma distância de 2cm de seus vizinhos. O erro de distância médio obtido foi de 3,6cm.

### Localização Interna Óptica Sem Fio baseada em TDOA usando Lâmpadas de LED de Teto

O artigo (JUNG; HANN; PARK, 2011a), propõe um SLLV em ambientes interiores baseado em TDOA. Para realizar a localização, três lâmpadas de LED são usadas e cada uma tem um endereço de frequência único (F-ID) atribuído. Cada lâmpada transmite, então, seu F-ID e o receptor detecta a diferença de fase entre os sinais transmitidos pelas lâmpadas, estimando-se o TDOA em seguida. A partir dos valores de TDOA, as distâncias entre receptor e lâmpadas são calculadas. Com base na trilateração, pode-se estimar a localização. O desempenho do método de localização proposto é avaliado por simulação em computador e, em um ambiente de  $5m \times 5m \times 3m$ , a precisão da localização interna possui erro médio inferior a 1cm.

A Figura 15 apresenta uma visão geral do trabalho.

 Método de Posicionamento por Luz Visível Interna baseado em TDOA e Impressão Digital



Figura 15 – Visão geral do trabalho de (JUNG; HANN; PARK, 2011a)

Em (ZHANG et al., 2021) é proposto um método de posicionamento de luz visível de alta precisão em ambientes interiores combinando TDOA e o método de impressões digitais. Primeiramente, o plano da área de localização é dividido uniformemente em várias áreas quadradas e um ponto em cada quadrado é considerado o ponto de referência da impressão digital. Então, as RSSIs de diferentes fontes de luz de LED recebidas em cada ponto de impressão digital de referência são medidas e registradas com o objetivo de se construir o banco de dados de impressão digital.

A Figura 16 apresenta uma visão geral do trabalho.

Em seguida, um algoritmo baseado em TDOA mede a diferença de tempo do receptor recebendo sinais das luminárias de LED e, em seguida, multiplica a diferença de tempo pela velocidade da luz para obter a diferença de distância. Após, equações conjuntas são usadas para resolver as coordenadas desconhecidas do receptor a ser localizado. Com esse algoritmo, é determinada uma área de correspondência onde o receptor deve estar localizado. Finalmente, o algoritmo KNN ponderado é usado para determinar as coordenadas de posição do ponto a ser localizado dentro da área especificada.

Simulações foram realizadas em um ambiente de  $4m \times 4m \times 3m$ . Para um valor de K igual a 4 na etapa dos K vizinhos mais próximos, o método proposto apresentou um erro



Figura 16 – Visão geral do trabalho de (ZHANG et al., 2021)

médio de 0,0358m. Os resultados obtidos mostraram que o método proposto reduz o número de correspondências na etapa de correspondência de impressão digital em comparação com o posicionamento tradicional por impressão digital, além de possuir uma maior precisão de posicionamento.

# 2.3 Métodos baseados em Ângulo de Chegada

O Ângulo de Chegada refere-se ao ângulo entre a LOS e o ângulo normal no plano do transmissor, o que indica a direção de propagação de um sinal incidente em um receptor. A medição do AOA não é direta e duas abordagens podem ser adotadas na sua obtenção. A primeira abordagem é a transformação de imagem a qual é baseada em câmera. Nela, fotos da luz são tiradas e, em seguida, a relação trigonométrica entre as coordenadas dos faróis de luz e a localização de sua imagem na foto são usadas para calcular a AOA, o que é um procedimento simples se a câmera estiver posicionada horizontalmente. Caso isso não ocorra, pode-se medir a atitude (azimute, rotação e inclinação) da câmera usando-se MEMS (*Micro-Electro-Mechanical Systems* - Sistemas Microeletromecânicos) como sensores (acelerômetros, magnetômetros, etc). O FOV da câmera deve ser grande o suficiente e a resolução da imagem e o erro de quantização irão influenciar a precisão do posicionamento. A segunda abordagem é a modelagem, a qual é

baseada em fotodiodo. Tal abordagem faz uso do modelo do canal, por conta da relação entre a potência recebida e ângulo de radiação. Após realizar a medição da intensidade da luz em uma determinada pose do receptor, determinada por sensores MEMS, o ângulo de radiação pode ser obtido usando a equação do modelo com outros parâmetros assumidos preliminarmente (ZHUANG et al., 2018).

O algoritmo mais popular na determinação da localização usando AOA é a triangulação (EROGLU et al., 2015) (HOU et al., 2015) (OTHMAN et al., 2021) (YU et al., 2021) (GU et al., 2020), o qual mede ângulos em relação a vários transmissores de referência e estima a localização a partir da interseção das linhas de direção entre transmissores e receptor. A seguir, serão apresentados exemplos de trabalhos específicos que utilizam o parâmetro do ângulo de chegada. Seus títulos foram traduzidos para o português.

### • Localização e Rastreamento baseados em AOA em Sistemas VLC de Múltiplos Elementos

O trabalho em (EROGLU et al., 2015) propõe um método novo e eficaz para localização de dispositivos VLC com base exclusivamente nas informações de conectividade. Nele, existem VAPs (*Visible Access Points* - Pontos de Acesso à luz Visível) de vários elementos que envolvem transmissores de LED colocados em diferentes locais de uma sala. Em um determinado momento, o receptor é conectado a um dos LEDs em um determinado VAP. A identidade única de um transmissor de LED e seu VAP correspondente é considerada decodificável no receptor, enviandose um cabeçalho diferente para cada transmissor. Uma vez que cada transmissor de LED é direcionado para um ângulo diferente, coletivamente, os transmissores de cada VAP abrangem toda a sala. Além disso, as localizações dos transmissores de LED e seus ângulos de direção são considerados conhecidos no receptor, o que pode ser compartilhado pela rede VLC por meio de mensagens de difusão periódicas.

A Figura 17 apresenta uma visão geral do trabalho.

A abordagem de localização considerada no artigo é baseada puramente nas informações de conectividade do receptor VLC para transmissores de LED em diferentes VAPs. A partir das informações de conectividade, o ângulo de chegada de um transmissor é estimado como a linha que se estende desde o ponto central do FOV do LED correspondente. Quando o receptor está conectado a um LED em um transmissor específico, significa que está dentro da LOS desse LED. Quando o receptor está dentro da LOS de um transmissor de LED específico, ele se localiza na linha que se estende do ângulo central desse transmissor. Se estiver conectado a dois transmissores diferentes, ele se localizará no ponto de interseção dessas duas linhas. Dados dois ou mais AOAs e as localizações dos VAPs correspondentes, o receptor pode estimar sua localização usando um LSE (*Least Square Estimator* - Estimador de Mínimos Quadrados), como é mostrado no artigo. O mérito desse estimador é a sua simplicidade, em que, apenas as



Figura 17 – Visão geral do trabalho de (EROGLU et al., 2015)

informações de conectividade para LEDs individuais em cada VAP são utilizadas. A fim de melhorar o desempenho de rastreamento de um dispositivo móvel, o filtro de Kalman foi usado.

Em seguida, o artigo mostra os resultados de simulações para diferentes configurações de pontos de acesso e número de transmissores de LED. Quando o número de luminárias de LED aumenta ou o número de VAPs aumenta, o erro de localização geral diminui significativamente. Ele também exibe o efeito do uso do filtro de Kalman que diminui consideravelmente o erro de localização para usuários móveis. Os resultados da simulação mostram que as precisões de localização médias na ordem de 20cm podem ser alcançadas em várias topologias de ponto de acesso diferentes.

### • Um Sistema de Posicionamento Interno baseado em RSS/AOA com uma Única Lâmpada de LED

O trabalho em (HOU et al., 2015) propõe um modelo de posicionamento em ambientes interiores que usa apenas uma lâmpada de LED, no qual um *smartphone* é usado como o receptor para estimar a posição em 3D usando um algoritmo de posicionamento que utiliza RSS e AOA.

O modelo do sistema é apresentado, mostrando o ganho do canal seguindo um padrão de radiação lambertiana. A potência elétrica recebida é calculada e as constantes das equações são

obtidas movendo o receptor pelo plano xy e medindo a potência elétrica em diferentes posições.

Em seguida, o algoritmo de posicionamento é apresentado, onde as coordenadas 3D do receptor são unicamente estimadas a partir da potência elétrica recebida, ângulo azimutal de luz incidente e da orientação do receptor.

Finalmente, foi realizado o experimento, onde o *smartphone* foi integrado com um sensor de imagem, um fotodiodo e um sensor de campo magnético. Os resultados indicaram erro médio de posição de aproximadamente 10cm em um ambiente de  $2m \times 2m \times 2, 5m$ .

### • Um Algoritmo de Posicionamento Interno Híbrido RSS+AOA baseado em Comunicação por Luz Visível

O artigo proposto em (OTHMAN et al., 2021) une técnicas de RSS e AOA para formar um algoritmo híbrido para localizar a posição do receptor. Para superar a interferência entre células, modulação de endereço de frequência única (F-ID) é usada para modular os transmissores de LED. O método dos Mínimos Quadrados Ponderados é usado para obter a posição do receptor.

F-ID Transmissores de Fotodiodo LED ADC Frequências são RSS Distância do extraídas usando FFT e receptor aos a potência recebida de transmissores cada canal é derivada Estimador de mínimos quadrados ponderados AOAs são Localização obtidos do receptor

A Figura 18 apresenta uma visão geral do trabalho.

Figura 18 – Visão geral do trabalho de (OTHMAN et al., 2021)

Primeiramente, é realizada a descrição do sistema, onde os transmissores de LED são modulados usando F-ID. Os sinais F-ID são recebidos pelo fotodiodo e convertidos por um ADC.

Frequências são extraídas usando FFT e a potência recebida de cada canal é derivada. A equação lambertiana é usada para calcular a distância do receptor baseada em RSS. Ângulos de chegada azimutal e de elevação são obtidos e as coordenadas do receptor são estimadas.

Em seguida, é apresentado o cálculo de RSS e a obtenção das constantes. É mostrada a obtenção da estimativa de posição do receptor usando Mínimos Quadrados Ponderados. Após, é apresentado o modelo do ruído, estando presentes ruído termal e ruído de tiro, e a interferência intersimbólica é ignorada pelo fato dos transmissores de LED serem modulados com suas próprias frequências diferentes.

Finalmente, foi realizado o experimento, onde a localização do receptor foi estimada em diferentes pontos de um cômodo com quatro luminárias de LED transmitindo suas localizações. As simulações apresentaram um erro médio de 5mm em um ambiente de  $6m \times 6m \times 4m$ , apresentando resultados melhores que um algoritmo que usa apenas RSS.

# • Algoritmo de Localização por Luz Visível Interna com o Estimador de Ângulo de Chegada Óptico Ideal

O artigo (YU et al., 2021) apresenta o uso de um OOAE (*Optimal Optical omnidirectional Angle Estimator* - Estimador de Ângulo omnidirecional Óptico Ótimo) como receptor e um algoritmo de localização 3D com baixo custo computacional. Além disso, são propostos dois métodos suplementares para reduzir o erro de posicionamento quando mais de duas luminárias de LED são usadas.

Primeiramente é apresentado o modelo do sistema, com um número M de transmissores de LED no teto e um número K de CPD (*Complementary Photodiodes* - Fotodiodos Complementares) para receber sinais omnidirecionais. A posição 3D do receptor é, então, função da localização das luminárias de LED no teto e da distância de cada CPD a cada luminária. É descrito o canal ótico pela potência ótica recebida de cada LED e é estimado o vetor incidente normalizado entre luminária e receptor.

Em seguida, é apresentado o algoritmo de localização, onde a posição do receptor é obtida com base no OOAE e no método de mínimos quadrados, além da supressão do erro de estimação obtendo-se a média da posição obtida em relação a cada LED.

Finalmente, são apresentados os parâmetros básicos das simulações e dois algoritmos de método de seleção, um baseado na potência recebida e o outro baseado no ângulo entre luminárias de LED e receptor, para selecionar quais luminárias serão utilizadas no cálculo da distância para configurações com mais de duas luminárias de LED. As simulações mostraram que aumentar o número de luminárias diminui o erro de localização. Porém, há um limite, sendo que os resultados para 9 e 11 luminárias de LED foram muito semelhantes. Estes resultados mostraram também que a configuração com luminárias de LED esparsamente localizadas. Por fim, os

autores demonstraram que utilizar um dos métodos de seleção e selecionando-se apenas duas luminárias de LED, obtém-se os menores erros de localização, sendo obtido um erro de 1,4cm.

#### • Localização por Luz Visível de LED com base na Análise de Iluminância

Um trabalho que apresenta uma técnica diferente das apresentadas anteriormente é o trabalho em (GU et al., 2020), no qual foi proposto um sistema de posicionamento de luminárias de LED baseado na análise de iluminância-distância com uma única câmera de obturador de rolamento, para um sistema de baixo custo para melhorar a robustez no caso de número insuficiente de luminárias de LED. No sistema, as luminárias são montadas horizontalmente na parte superior da sala e a câmera é colocada horizontalmente no solo, recebendo sinais de luz das luminárias de LED no alto.

Primeiramente o artigo descreve como funciona a decodificação dos dados enviados pelas luminárias a partir da câmera, o efeito do obturador de rolamento e como ele consegue registrar sinais de alta frequência enviados pelas luminárias de LED. O código enviado pela luminária de LED é binário e obtido pela proporção de listras claras e escuras. Quatro luminárias são usadas, e a codificação envia um quadro incluindo o cabeçalho, os dados de ID, que contém a localização de cada luminária no sistema, e o final do quadro. Em seguida, podemos obter a localização global observada da luminária de LED consultando as coordenadas globais pré-armazenadas de cada luminária.

Em seguida, as informações do valor de cinza da imagem são extraídas para analisar a profundidade das luminárias de LED, usando o teorema de atenuação da iluminância. Ele fornece uma solução potencial para a posição dos dispositivos com a câmera, combinando informações de profundidade, imagem e intrínsecos da câmera. O valor de cinza representado por cada pixel depende da quantidade de exposição do fotodiodo correspondente, então o valor de cinza é proporcional ao valor de luminância. A distância até a luminária de LED é obtida a partir do valor de iluminância. O transmissor, com a coordenada que o identifica no referencial global, tem a imagem obtida com as coordenadas no referencial da imagem. Com os parâmetros de câmera e informações de profundidade conhecidos, as coordenadas bidimensionais podem ser convertidas para o sistema de coordenadas tridimensional. O algoritmo de localização, como foi mencionado, usou a iluminância para obter a distância entre o transmissor e o receptor.

O método proposto reduziu o número mínimo de luminárias de LED que devem ser observadas pela câmera de três para dois. Ele foi avaliado com dados de cenas reais e foi demonstrada a eficácia do modelo de localização baseado em distância de iluminação. Os resultados mostram que o erro do ponto de posicionamento com maior distância aumenta, devido à limitação do algoritmo iluminância-distância. O resultado do posicionamento a uma distância de 1m é obviamente mais estável do que a uma distância de 3m e mostra um erro de posicionamento médio de 77,5cm.

## 2.4 Considerações parciais

A Tabela 1 apresenta as características dos SLLVs baseados em luminárias de LED apresentados neste capítulo. O símbolo gráfico  $\times$  indica que determinado parâmetro não foi apresentado em seu respectivo artigo ou não se aplica ao tipo de experimento conduzido.

Ao comparar-se a acurácia apresentada em cada artigo, é importante levar em consideração que as características de cada trabalho são muito diferentes. Os trabalhos que realizaram experimentos práticos apresentaram resultados piores de acurácia em comparação com as simulações, o que era de se esperar devido à maior presença de fontes de ruídos e de erros aleatórios.

Entre as técnicas baseadas em RSS, destaca-se o trabalho de (FANG et al., 2019), que apresentou a maior acurácia, considerando-se o efeito de NLOS causado pela primeira reflexão no ambiente com a segunda maior área da tabela; o trabalho de (ZHAO; ZHANG; SONG, 2017), que apresentou o segundo melhor valor de acurácia ao combinar as técnicas de trilateração e impressão digital; e o trabalho de (GLIGORIć et al., 2018), que apresentou um valor de erro relativamente baixo para um algoritmo baseado em proximidade no maior ambiente da tabela, ao utilizar um número alto de luminárias de referência.

Trabalhos que utilizam algoritmos de posicionamento baseados em TDOA apresentaram valores baixos de erro, porém a viabilidade da aplicação real dessas técnicas é desconhecida, devido à ausência de resultados experimentais (ZHUANG et al., 2018). Trabalhos baseados em AOA apresentaram valores semelhantes em comparação aos trabalhos baseados em RSS, com destaque ao trabalho de (OTHMAN et al., 2021) e o trabalho de (HOU et al., 2015) que apresentaram o melhor valor de acurácia entre todos os trabalhos e o melhor valor de acurácia entre todos os trabalhos e o melhor valor de acurácia entre os trabalhos com experimentos práticos, respectivamente. Ambos os trabalhos combinam técnicas de RSS e AOA.

No contexto dos trabalhos apresentados neste capítulo, o presente trabalho possui como base o trabalho proposto por (LOPES et al., 2019), que apresenta um SLLV usando VLC no qual um conjunto de luminárias emitem luz, cada uma a uma determinada frequência de modulação. Em seguida, a partir da medição da forma de onda da iluminância em determinado ponto e do uso de filtros digitais, é possível obter um vetor com as amplitudes das iluminâncias associadas às luminárias do ambiente. Então, armazenam-se os vetores de todos os pontos de interesse em uma matriz e, a partir dessa matriz, treina-se uma RNA com o objetivo de se obter a posição do receptor.

Trabalho	Algoritmo de Posicionamento	Experimento Tamanho do /Simulação Ambiente		Luminárias de LED	Acurácia
(SHARIFI et al., 2016)	RSS / Trilateração	Experimento	×	4	×
(VATANSEVER; LIAN; BRANDT-PEARCE, 2018)	RSS / Trilateração	Simulação	$ \begin{array}{r} 10 \times 2 \times 3m^3 + \\ 8 \times 2 \times 3m^3 \end{array} $	9	10cm
(SEE; NOOR; Y.M, 2016)	RSS / Trilateração	Experimento	$0, 9 \times 0, 95 \times Hm^3$ H = 0,6m ou 0,7m	4	39cm
(FANG et al., 2019)	RSS / Trilateração	Simulação	$15 \times 15 \times 3m^3$	3	0,9cm
(WEI; YAO, 2017)	RSS / Impressão Digital	Simulação	$7 \times 7 \times 2m^3$	4	38cm
(CHEN et al., 2018)	RSS / Impressão Digital	Simulação	$5 \times 5 \times 2m^3$	4	27cm
(ZHAO; ZHANG; SONG, 2017)	RSS / Trilateração + Impressão Digital	Simulação	$5  imes 5  imes 3m^3$	4	3,9cm
(GLIGORIć et al., 2018)	RSS/Proximidade	Simulação	$50 \times 50 \times 3m^3$	625	27cm
(CHERNTANOMWONG; CHANTHARASENA, 2015)	RSS/Proximidade	Experimento	$3 \times 3 \times 2,85m^3$	4	×
(DO; HWANG; YOO, 2013)	TDOA/Multilateração	Simulação	$5 \times 5 \times 3m^3$	9	3,6cm
(JUNG; HANN; PARK, 2011a)	TDOA / Trilateração	Simulação	$5 \times 5 \times 3m^3$	3	1cm
(ZHANG et al., 2021)	TDOA e Impressão Digital	Simulação	$4 \times 4 \times 3m^3$	4	3,6cm
(EROGLU et al., 2015)	AOA / Estimador de Mínimos Quadrados	Simulação	$4 \times 6 \times Hm^3$ H não informado	40	20cm
(HOU et al., 2015)	RSS / AOA	Experimento	$2 \times 2 \times 2, 5m^3$	1	10cm
(OTHMAN et al., 2021)	RSS / AOA	Simulação	$6 \times 6 \times 4m^3$	4	0,5cm
(YU et al., 2021)	AOA e OOAE	Simulação	$5 \times 5 \times 3m^3$	11	1,4cm
(GU et al., 2020)	AOA e iluminância	Experimento	×	2	77,5cm

Tabela 1 – <b>SLLVs apresen</b>	tados na Revisi	ão Bibliográfica
Tabela 1 – <b>SLLVs apresen</b>	tados na Revis	ão Bibliográfica

# 3 Sistema de Localização por Luz Visível Proposto

Neste capítulo, será apresentada uma visão geral do SLLV proposto. Após, serão descritas as grandezas fotométricas relevantes para o desenvolvimento do estimador de iluminância utilizado neste trabalho. Logo após, são discutidos os cálculos de iluminância direta e indireta de primeira ordem realizados pelo estimador de iluminância. Em seguida, é descrita a modulação da luz no transmissor, bem como a recepção e filtragem dos dados pelo receptor. Finalmente, uma RNA é apresentada como um meio de realizar a estimativa de posição.

## 3.1 Visão geral

O método proposto neste trabalho trata-se de uma técnica que combina RSS com impressão digital. Assim como técnicas tradicionais de impressão digital, esse método possui uma fase *offline*, onde dados de RSS são coletados em pontos discretos de um mapa e utilizados para treinar uma RNA. Ele também possui uma fase *online*, onde os valores de RSS obtidos em tempo real são utilizados para alimentar a RNA e obter a posição do receptor. No entanto, ao contrário de técnicas tradicionais de impressão digital, os dados coletados na fase *offline* são obtidos de arquivos .IES, e não precisam ser coletados em campo.

Para o método proposto neste trabalho, uma série de luminárias é distribuída por todo o ambiente. Essas luminárias não apenas cumprem sua função de iluminar o ambiente, mas também funcionam como transmissores, emitindo luz em frequências altas o suficiente para não serem percebidas pelo olho humano. Cada luminária tem seu fluxo luminoso modulado em uma frequência única pelo método FSK (Chaveamento por Mudança de Freqüência - *Frequency-Shift Keying*) (KENNEDY; DAVIS; PRASANNA, 1993). Para implementações práticas do método, o modelo do circuito que compõe o transmissor junto com a luminária e que realiza a modulação do fluxo luminoso é baseado no trabalho proposto por (MARSON et al., 2019).

Na fase *online*, um sensor de luz funciona como um receptor, captando um sinal que é composto pela soma dos sinais de iluminância emitidos por todas as luminárias do ambiente cujo fluxo luminoso chega ao sensor. Como cada luminária tem sua própria frequência única, o sinal de iluminância recebido pode ser separado e a amplitude de cada sinal resultante pode ser obtida usando filtros digitais. Esses valores compõem um vetor de entrada que caracteriza a posição do receptor no ambiente. Em seguida, o vetor de entrada alimenta uma RNA previamente treinada que estima a posição do sensor. A Figura 19 ilustra o processo.

Na fase offline, para treinar a RNA, é necessário definir dados sobre o ambiente, como



Figura 19 - Técnica de posicionamento em ambientes interiores proposta - Fase online

as dimensões da sala, a refletância das paredes e o número de divisões nos planos do piso e das paredes. Também é configurada a frequência de corte e a ordem de cada filtro, bem como a posição, a frequência de modulação e o arquivo .IES de cada luminária.

Uma vez configurado o algoritmo, a iluminância total de cada ponto do mapa discretizado é calculada no tempo usando o arquivo .IES de cada luminária, que fornece a distribuição real de iluminação das mesmas. Os dados de iluminância são então filtrados para a frequência de cada luminária para todos os pontos do plano usando os filtros que foram definidos para o receptor.

Por fim, com os dados recebidos e a localização esperada dos pontos, a RNA é treinada e testada para ser utilizada pelo SLLV. Neste trabalho, os testes foram feitos em *Python*, com as bibliotecas *scikit-learn* usada para a RNA, *scipy* para os filtros e *matplotlib* para representação dos resultados.

A Figura 20 mostra o fluxograma da fase offline.

O método proposto apresenta algumas vantagens em comparação com outras técnicas baseadas em RSS e AOA comumente utilizadas na área. Em primeiro lugar, como foi mencionado anteriormente, os métodos com base em RSS e AOA, como trilateração e triangulação, são baseados em LOS. Embora os componentes NLOS sejam geralmente mais fracos, esses métodos ainda sofrem efeitos de múltiplos caminhos, principalmente se o ambiente possuir paredes ou



Figura 20 - Etapa de treinamento do algoritmo proposto - Fase offline

planos com altos níveis de refletância. A técnica proposta considera as reflexões no ambiente ao calcular a iluminância total para todos os pontos.

As técnicas de proximidade são baseadas no número de luminárias no ambiente e sua distribuição no teto, pois a posição do sensor é determinada como dentro do FOV da luminária mais próxima detectada. As técnicas de impressão digital possuem uma fase *offline* onde os dados RSS ou AOA precisam ser coletados em pontos discretos no mapa do ambiente para serem posteriormente comparados com os dados coletados em tempo real. O primeiro depende do ambiente possuir luminárias suficientes para permitir a precisão necessária e o segundo é caro e demorado, pois as informações precisam ser coletadas previamente.

O trabalho proposto utiliza o arquivo .IES das luminárias, o que permite utilizar dados disponíveis para calcular a distribuição de luz no ambiente. Os dados principais são os valores de intensidade luminosa, que são fornecidos para diferentes direções a partir da luminária. Isso reduz custos, pois não há necessidade de coleta de dados experimentais, facilitando a aplicação da técnica. Deste modo, com um número pequeno de luminárias é possível obter bons resultados em comparação com outros métodos. O anexo A apresenta os dados do arquivo .IES de uma luminária do fabricante AVANT usado para os testes realizados neste trabalho. O arquivo foi convertido para o formato .txt para permitir a visualização dos dados.

O estimador de iluminância desenvolvido neste trabalho permite a modelagem do ambiente da maneira desejada, sendo possível representar diferentes objetos e barreiras no ambiente e sendo possível também realizar uma remodelagem mais fácil, caso necessário. Além disso, depois que a RNA é treinada, as informações de posição estimada podem ser calculadas com um custo computacional baixo após o vetor de iluminâncias de entrada estar disponível, tornando-a adequada para várias aplicações em que a localização rápida é essencial, como a navegação de robôs móveis.

Algumas das principais desvantagens desse método referem-se às mudanças que ocorrem no ambiente modelado. Além disso, à medida que o tempo passa e as luminárias se desgastam, a intensidade luminosa fornecida por elas em cada direção pode variar. Finalmente, a acurácia da localização em um ambiente onde incide a luz do Sol é afetada pela sua variação ao longo do dia.

## 3.2 Estimador de iluminância

### 3.2.1 Simuladores fotométricos

Em projetos de iluminação, geralmente são realizados cálculos com o objetivo de descobrir a distribuição de luz em um ambiente, de modo que o projetista possa escolher a quantidade, tipo e distribuição de luminárias em determinados locais com o objetivo de iluminá-los adequadamente para o tipo de tarefas a serem executadas. Essa distribuição de luz é dada em termos de iluminância, que é a densidade do fluxo luminoso incidente em uma área, medida em lux  $[lm/m^2]$ . O fluxo luminoso, por sua vez, é definido como a quantidade de luz visível emitida por uma fonte de luz em todas as direções, medida em lumens [lm]. Outra grandeza relevante é a intensidade luminosa, definida como o fluxo luminoso emitido em uma determinada direção, medida em candelas [cd].

Todas essas grandezas apresentadas são classificadas como grandezas fotométricas. A fotometria estuda e analisa o aspecto subjetivo e perceptivo da radiação luminosa percebida, ou seja, trata da quantificação da percepção da energia luminosa pelos seres humanos. A radiometria, por outro lado, é a ciência que estuda os aspectos mensuráveis e físicos da radiação. A radiosidade, medida em  $W/m^2$ , é uma grandeza radiométrica muito semelhante à irradiância, mas enquanto a irradiância é a energia por unidade de área incidente em uma superfície, a radiosidade é a energia por unidade de área que deixa uma superfície. A radiosidade também é conhecida como excitância radiante e seu equivalente fotométrico é a luminosidade, medida em lux (TSESMELIS, 2019).

Existem diversos simuladores no mercado que realizam o cálculo luminotécnico. Tais programas são capazes de processar luminárias de qualquer fabricante que disponibilize os arquivos no formato .IES, que são arquivos de texto que contém os dados de distribuição de luminosidade da luminária necessários para as simulações.

A radiosidade é adotada pela maioria dos softwares comerciais de simulação de luz (Relux, DIALux, AGi32) porque descreve o fenômeno físico de propagação da luz e fornece estimativas de luz próximas às medidas por luxímetros, em lux (TSESMELIS et al., 2021). Com este método é calculada a troca de energia entre cada superfície na cena e uma visualização de alta resolução é alcançada no menor tempo de cálculo possível (WITZEL, n.d.).

A nova geração do software DIALux, chamada de DIALux evo, usa o método de disparo de fótons. De acordo com a distribuição de luz emitida pela fonte luminosa, a luz é distribuída nas superfícies visíveis e os fótons são enviados, transmitidos ou absorvidos. Os fótons são recolhidos nas superfícies afetadas, é feita uma avaliação da densidade e, a partir do número de fótons por superfície e seu conteúdo de energia, é determinada a iluminância no ambiente. A vantagem desse método em comparação ao método da radiosidade se deve ao tempo de simulação menor gasto para ambientes maiores e mais complexos. Por outro lado, para ambientes menos complexos o método de radiosidade apresenta tempo de simulação menor (WITZEL, n.d.).

### 3.2.2 Cálculo da iluminância estática

O estimador de iluminância proposto neste trabalho utiliza o modelo Lambertiano de propagação da luz e os dados da luminária, que são carregados do arquivo .IES fornecido pelo fabricante. Para simular a propagação da luz pelo ambiente, as principais variáveis são a intensidade luminosa I e a iluminância  $E_o$ . Essas quantidades estão relacionadas por:

$$E_o = \frac{I \cdot \cos\alpha}{r^2} \,, \tag{3.1}$$

onde  $\alpha$  é o ângulo entre o vetor normal à área da superfície *S* e o vetor incidente e *r* é a distância da fonte ao ponto de incidência.

A Figura 21 mostra essas quantidades, onde as setas ilustram o fluxo luminoso proveniente da fonte de luz representada por  $\phi$  e  $\omega$  é um ângulo sólido.



Figura 21 – Grandezas fotométricas

Portanto, a iluminância em um determinado ponto é calculada pela intensidade luminosa em sua direção, obtida a partir dos dados da luminária (arquivo .IES) e pela distância euclidiana entre o ponto e a fonte de luz, que é obtida a partir das características geométricas do ambiente. A intensidade luminosa emitida pela luminária é simétrica e um determinado valor de distância da fonte de luz descreve um círculo no plano do chão com o mesmo ângulo  $\alpha$ . Assim, é necessário o uso de pelo menos três luminárias para realizar o posicionamento, pois os três círculos descritos

pelas luminárias terão um único ponto de interseção, assim como no método de trilateração descrito na subseção 2.1.1.

Vale ressaltar que a posição das luminárias, o tamanho e o número de divisões no ambiente devem ser definidos *a priori*. Por outro lado, o arquivo .IES contém todas as informações necessárias sobre as luminárias: tamanho, número de LEDs, fluxo luminoso para cada LED e distribuição de luminosidade nos planos horizontal e vertical. Este arquivo é o mesmo utilizado em projetos de iluminação, permitindo assim a generalização da metodologia proposta para qualquer luminária ou cenário.

A iluminância em um determinado ponto do plano de referência escolhido é dada pela soma da iluminância direta, vinda diretamente da fonte, e a iluminância indireta, refletida pelas paredes do ambiente, conforme pode ser observado na Figura 22.



Figura 22 - Iluminância total incidente no plano de referência

$$E_{total} = E_{direta} + E_{indireta} \,. \tag{3.2}$$

A iluminância direta recebida pode ser expressa como:

$$E_{direta} = \sum_{l=1}^{L} \frac{I_l \cdot \cos\alpha_l}{r_l^2} , \qquad (3.3)$$

onde L é o número de luminárias no ambiente,  $I_l$  é a intensidade luminosa de uma luminária,  $r_l$  é a distância euclidiana entre a luminária e o ponto dado e  $\alpha_l$  é o ângulo de incidência da luz.

A iluminância indireta ocorre a partir da reflexão da iluminância direta recebida pelas paredes no ambiente, onde cada seção de área  $S_n$  centrada em um ponto *n* é tratada como uma fonte Lambertiana de intensidade luminosa  $I_{r_n}$ , conforme exemplificado na Figura 22.

Apenas a reflexão de primeira ordem é considerada pelo estimador de iluminância, pois o cálculo de reflexões de ordem superior aumenta o esforço computacional.

Portanto, a iluminância indireta pode ser expressa como:

$$E_{indireta} = \sum_{n=1}^{N} \frac{I_{r_n} \cdot \cos\beta_n}{r_n^2} , \qquad (3.4)$$

$$I_{r_n} = \rho \cdot S_n \cdot E_n \,, \tag{3.5}$$

onde N é o número de pontos de reflexão nas paredes,  $S_n$  é a superfície de reflexão, com sua área determinada pelo número de divisões nos planos das paredes,  $\rho$  é o nível de refletância das paredes,  $E_n$  é a iluminância direta recebida pelo ponto de reflexão,  $r_n$  é a distância entre n e um determinado ponto do piso e  $\beta_n$  é o ângulo de incidência da luz.

Para realizar os cálculos acima, são necessários os dados da curva de distribuição luminosa obtidos do arquivo .IES. Esta distribuição é dividida em dois planos: o plano vertical  $\theta$ , nas coordenadas  $y \in z \in o$  plano horizontal  $\phi$ , nas coordenadas  $x \in y$ , conforme mostra a Figura 23. Para determinar a iluminância em uma determinada direção ( $\theta_k, \phi_k$ ), é necessário definir o vetor de interseção entre os dois planos onde ambos contêm o ponto de interesse. Este cálculo deve ser feito para cada luminária para calcular a iluminância direta total recebida pelo ponto.



Figura 23 – Planos de distribuição luminosa

#### 3.2.2.1 Validação do estimador de iluminância

A validação do método proposto será demonstrada em duas etapas. Nesta primeira parte, o estimador de iluminância será validado comparando suas saídas com os softwares comerciais DIALux e Relux. A segunda parte será apresentada no Capítulo 4.

A validação é feita a partir da comparação dos valores de iluminância do estimador de iluminâncias com os valores obtidos no DIALux e Relux para um mesmo ambiente com as

mesmas configurações de luminárias, níveis de refletância, discretização, arquivo .IES, etc. Essa validação tem como objetivo mostrar a correspondência entre os valores obtidos pelo estimador e softwares comerciais amplamente utilizados na área de iluminação.

A validação foi realizada em um ambiente com dimensões  $4m \times 4m \times 2, 5m$  e níveis de refletância nas paredes de 0%, 30% e 70%. O plano quadrado foi dividido em 100 células em um *grid* 10 × 10 onde as medições foram feitas. As três luminárias foram posicionadas em (0,96; 2,96; 2,5)m, (1,96; 0,96; 2,5)m e (2,96; 2,96; 2,5)m.

A discretização do plano de referência foi de 0, 4m para cada eixo, resultando em regiões de  $0, 16m^2$ , enquanto a discretização das paredes foi de 0, 4m para os eixos x e y e 0, 25m para o eixo z, com regiões de  $0, 1m^2$ . Portanto, foram gerados um total de 100 pontos para cada plano, tanto para o plano de referência quanto para as paredes.

A Figura 24 ilustra o ambiente de simulações com as dimensões, discretização e disposição das luminárias descritos. Esse ambiente foi utilizado para as simulações do estimador e dos softwares comerciais.



Figura 24 - Ambiente de simulação para validação do estimador de iluminância

As luminárias escolhidas foram luminárias AVANT com as características apresentadas na Tabela 2.

Luminária AVANT			
Tipo	LED-PAINEL-POP-SOBR-RED		
ID	BR6500K-6W-BIV-NH520		
Fluxo Luminoso	520lm		
Potência	6W		
Nº Lâmpadas	1 unidade		

Tabela 2 – Características da Luminária AVANT

As Figuras 25 e 26 mostram a comparação entre os resultados obtidos. Como pode ser visto nas figuras, os resultados do estimador de iluminância desenvolvido ficaram próximos dos

valores obtidos pelos simuladores comerciais. Em comparação com DIALux, o erro relativo médio foi de 3,00% para 0% de refletância, 3,71% para 30% de refletância e 6,06% para 70% de refletância. Em comparação com o Relux, o erro relativo médio foi de 3,80% para 0% de refletância, 4,07% para 30% de refletância e 7,82% para 70% de refletância.



Figura 25 - Comparação entre o estimador de iluminância e o DIALux

A Tabela 3 apresenta uma comparação mais ampla do estimador proposto com os softwares comerciais, onde a posição das luminárias no eixo z é de 2,50m. Como pode ser visto, dependendo da situação, os erros relativos são diferentes.

Como pode ser visto nas Figuras 25 e 26, bem como na Tabela 3, os resultados obtidos com o estimador de iluminância desenvolvido foram próximos dos valores obtidos por simuladores comerciais, os quais também possuem discrepâncias entre seus resultados.

Pode-se observar que, para cada ambiente, o erro cresce com o aumento da refletância nas paredes, o que pode ser explicado pelo fato do estimador de iluminância proposto não considerar as reflexões de ordem superior. As diferenças nos resultados também podem ser explicadas pelos diferentes métodos de cálculo que cada aplicativo usa e também pela técnica de interpolação usada para processar o arquivo .IES e obter os vetores de intensidade luminosa para ângulos não inteiros.

Para fazer uma validação adequada dos simuladores de luz comerciais, vários testes



Figura 26 - Comparação entre o estimador de iluminância e o Relux

devem ser feitos contra o CIE:171/2006, um relatório feito pela Comissão Internacional de Iluminação (*Commission International de l'Eclairage - CIE*). Nesse relatório técnico, um conjunto de casos de teste foi projetado para avaliar a acurácia dos programas de computador de iluminação e identificar seus pontos fracos. Vários programas de modelagem e análise de iluminação foram validados em alguns ou todos os casos de teste do CIE 171:2006, incluindo Relux e DIALux. Portanto, ambos os softwares comerciais são validados e seus resultados têm boa concordância com as medições práticas para que possam ser considerados uma boa referência para comparação.

### 3.2.3 Cálculo da iluminância dinâmica

A discussão apresentada até agora refere-se ao cálculo da iluminância estática. Para o método de localização apresentado neste trabalho, cálculos dinâmicos de iluminância precisam ser feitos para que cada luminária tenha um sinal identificável. O modelo de propagação da luz é o mesmo utilizado para cálculos estáticos, exceto que o fluxo luminoso das luminárias é modulado pelo método FSK, de forma que cada luminária tem sua intensidade luminosa modulada em uma única frequência alta o suficiente para ser imperceptível à visão humana. A diferença entre essas frequências deve ser escolhida de forma que os sinais não interfiram entre

Decisões des lumináries [m]	Refletância	Erro relativo médio	Erro relativo médio
rosições das iuminarias [m]	[%]	[%] Relux	[%] DIALux
(2,00; 2,00)	0	1,24	5,13
(2,00; 2,00)	30	1,88	5,69
(2,00; 2,00)	70	6,77	7,70
(1,00; 1,00), (3,00; 3,00)	0	1,02	3,14
(1,00; 1,00), (3,00; 3,00)	30	2,73	3,91
(1,00; 1,00), (3,00; 3,00)	70	5,96	8,28
(1,00; 2,00), (3,00; 2,00)	0	0,94	3,05
(1,00; 2,00), (3,00; 2,00)	30	2,27	3,93
(1,00; 2,00), (3,00; 2,00)	70	5,94	8,76
(0,96; 2,96), (1,96; 0,96),	0	3,00	3,80
(2,96; 2,96)			
(0,96; 2,96), (1,96; 0,96), (2,96; 2,96)	30	3,71	4,07
(0,96; 2,96), (1,96; 0,96), (2,96; 2,96)	70	6,06	7,82
(1,00; 1,00), (2,00; 2,00), (3,00; 3,00)	0	0,96	2,37
(1,00; 1,00), (2,00; 2,00), (3,00; 3,00)	30	2,30	3,33
(1,00; 1,00), (2,00; 2,00), (3,00; 3,00)	70	6,07	8,30
(1,00; 1,00), (1,00; 3,00), (3,00; 1,00), (3,00; 3,00)	0	0,74	1,97
(1,00; 1,00), (1,00; 3,00), (3,00; 1,00), (3,00; 3,00)	30	2,42	3,04
(1,00; 1,00), (1,00; 3,00), (3,00; 1,00), (3,00; 3,00)	70	5,99	7,89

Tabela 3 - Comparação do estimador desenvolvido com softwares comerciais

si. A iluminância para cada luminária pode ser expressa por:

$$E(t) = E_o[1 + sgn(sin(w_s t))], \qquad (3.6)$$

onde E(t) é a iluminância dinâmica, t é o tempo,  $\omega_s$  é a frequência de modulação, sgn é a função sinal que retorna 1 se o argumento for positivo e -1 se é negativo. A unidade na equação é adicionada apenas para manter a faixa do sinal sempre positiva. Nesse caso, a função sinal é usada para produzir uma onda quadrada de frequência angular  $\omega_s$  a partir de uma onda senoidal de mesma frequência.

A partir dos cálculos de iluminância dinâmica, é possível obter a forma de onda da iluminância em um determinado ponto possibilitando, assim, estudos na área de VLC. Dentre as possíveis aplicações estão a estimação da SNR de sistemas de comunicação VLC e a localização em ambientes interiores, principalmente para as técnicas baseadas na RSS, parâmetro comum usado para coletar informações relacionadas à distância e à orientação do receptor VLC em relação ao transmissor LED.

A Figura 27 mostra os mapas de calor de iluminância em um ambiente de  $3m \times 3m \times 3m$  contendo 3 luminárias nas posições (0,75, 0,75)m, (1,5, 2,25)m, (2,25, 0,75)m, com refletância das paredes de 30% nos instantes t =  $23\mu s$ ,  $230\mu s$ ,  $245\mu s$ . Como se pode observar, nestes

instantes, apenas uma luminária está ligada em cada mapa de calor, em consequência das diferentes frequências de modulação das luminárias.



Figura 27 – Iluminância em t =  $23\mu s$ ,  $230\mu s$ ,  $245\mu s$ 

Utilizando-se um ambiente com as dimensões e as posições das luminárias descritas na Tabela 4, onde cada luminária emite luz na frequência de modulação atribuída, testes foram realizados para exemplificar as características da iluminância dinâmica.

Dimensõ	es	Luminárias	X [m]	Y [m]	Z [m]	Frequências
Largura	4m	$LED_1$	0,96	2,96	2,5	2kHz
Comprimento	4m	$LED_2$	1,96	0,96	2,5	3kHz
Altura	2,5m	$LED_3$	2,96	2,96	2,5	4kHz

Tabela 4 – Configurações do ambiente para simulação dinâmica

Para apresentar os resultados, foram escolhidos pontos próximos a cada luminária no plano de referência z = 0. Em seguida, foi feita a análise de suas respectivas formas de onda. A localização dos pontos pode ser vista na Tabela 5.

Tabela 5 – Pontos de teste utilizados na análise dinâmica

Pontos de análise	X [m]	Y [m]	Z [m]
$\mathbf{P_1}$	0,88	3,11	0
$\mathbf{P}_{2}$	1,77	0,88	0
$\mathbf{P_3}$	3,11	3,11	0

O ponto  $P_1$  está mais próximo da luminária com 2kHz de frequência que das demais. Da mesma forma, o ponto  $P_2$  está mais próximo da luminária com 3kHz e o ponto  $P_3$  está mais próximo da luminária com 4kHz de frequência. Para cada um deles, são extraídas suas formas de onda e obtidas as suas FFTs, como pode ser observado na Figura 28.



Figura 28 – Iluminância nos domínios do tempo e da frequência para os pontos escolhidos

Os gráficos à esquerda exibem as curvas de iluminância no tempo para cada ponto, compostas pela soma dos sinais emitidos a cada frequência por cada luminária. Os gráficos à direita mostram a iluminância no domínio da frequência. Na análise dos gráficos à direita, desconsidera-se o valor médio da forma de onda, que indica o nível de iluminamento do ponto, pois ele não possui relação com a técnica VLC. Assim, com exceção da componente em 0Hz, pode-se observar que a maior magnitude obtida em cada caso é apresentada na frequência da luminária mais próxima ao ponto em questão.

## 3.3 Extração de características

As luminárias são distribuídas uniformemente pelo ambiente de forma que a iluminância incidente nos pontos será diferente para cada frequência. Portanto, o sinal de iluminância recebido em um determinado ponto, considerando um ambiente com L luminárias, pode ser expresso como:

$$E(t) = \sum_{n=1}^{L} E_l [1 + sgn(sin(w_{sl}t))].$$
(3.7)

O sinal de iluminância recebido é filtrado por um banco de filtros digitais passa-faixa que extrai os sinais com as frequências desejadas para a frequência de modulação de cada luminária.

Neste trabalho, foi projetado um banco de filtros digitais passa-faixa *Butterworth*. Este tipo de filtro foi escolhido por ter uma resposta em frequência o mais plana possível dentro de sua banda passante (TUTORIALS, n.d.) (U, 2021), o que é essencial para o método proposto pois evita a distorção dos sinais de iluminância. Além disso, os bancos de filtros são menos sensíveis à variação da frequência da fonte em comparação com outros métodos, como a FFT.

Por outro lado, filtros *Butterworth* possuem banda de transição lenta em comparação a outros filtros. Dessa forma, a escolha da ordem deve ser feita tentando melhorar essa transição. Além disso, nos testes realizados foram escolhidas frequências de modulação para cada luminária com distâncias suficientemente grandes, de maneira a garantir que a faixa de transição de um filtro não interfira com a componente do sinal recebido em uma frequência não desejada. A magnitude em função da frequência para um filtro de *Butterworth* passa-baixa é dada por:

$$|H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + \epsilon^2 (\omega/\omega_c)^{2n}}},$$
(3.8)

onde n é ordem do filtro,  $\omega$  é frequência angular,  $\omega_c$  é a frequência de corte e  $\epsilon$  é ganho máximo de banda passante (TUTORIALS, n.d.) (U, 2021).

A Figura 29 exibe o desempenho de um filtro de passa-faixa *Butterworth* variando-se a ordem. Para as ordens 2 e 4, o filtro possui bandas de transição muito lentas em comparação às outras ordens. Porém, após a ordem 6 a banda de transição não melhora muito ao ter a ordem aumentada. Neste trabalho, após diversos testes, a ordem 6 foi considerada suficiente e foi utilizada.



Figura 29 – Desempenho de um filtro de Butterworth variando-se a ordem

Então, através dos filtros digitais é possível obter, para um determinado ponto, um vetor  $v_k$  de amplitudes de iluminâncias que o caracteriza. O vetor de iluminâncias é definido como:

$$\mathbf{v}_{\mathbf{k}} = [A_1, A_2, A_3, ..., A_N], \qquad (3.9)$$

onde N é o número de luminárias e  $A_1$ ,  $A_2$ , ...,  $A_N$  são as amplitudes das iluminâncias, cada valor associado a uma luminária presente no ambiente. As amplitudes estão relacionadas à RSS referente a cada luminária e podem ser usadas para treinar uma RNA projetada para recuperar a posição do sensor.

## 3.4 Utilização de RNA para detecção da posição

Uma Rede Neural Artificial é um algoritmo de aprendizado de máquina capaz de prever estados futuros de um sistema, classificar dados, correlacionar variáveis e outras diversas aplicações. No entanto, para obter resultados precisos, a rede deve ser adequadamente treinada para que possa encontrar uma correlação entre os dados de entrada e saída (ABIODUN et al., 2019). No sistema proposto, a entrada da RNA é o vetor  $v_k$ , definido em 3.9 e a saída é a tupla (x, y), que define a posição do sensor no ambiente.

As condições mencionadas anteriormente são suficientes para representar as características que correlacionam a iluminância de um ponto do ambiente com sua posição. Para que a rede aprenda tais características, é necessário que ela realize um treinamento supervisionado utilizando uma matriz  $M_{i\times j}$  definida em 3.10, na qual  $i \times j$  é o número de pontos no ambiente discretizado e cada elemento da matriz é o vetor  $v_k$  que contém as amplitudes das componentes de iluminância do k-ésimo ponto no ambiente.

$$\mathbf{M}_{\mathbf{i} \times \mathbf{j}} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{11} & \dots & \mathbf{v}_{1\mathbf{j}} \\ \mathbf{v}_{21} & \dots & \mathbf{v}_{2\mathbf{j}} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{v}_{\mathbf{i}1} & \dots & \mathbf{v}_{\mathbf{i}\mathbf{j}} \end{bmatrix} .$$
(3.10)

A Figura 30 mostra o modelo da RNA usado para estimar a posição de um ponto. As entradas são as amplitudes das componentes da iluminância em relação às frequências de modulação, onde N é o número de frequências de modulação, cada uma associada a uma luminária no ambiente. A camada oculta possui um número de neurônios que pode ser ajustado para melhores resultados e as saídas são as coordenadas x e y estimadas do ponto. Apenas uma camada oculta foi utilizada para a maioria dos testes, uma vez que qualquer função contínua de muitas variáveis pode ser aproximada por uma rede neural *feed-forward* com apenas uma camada oculta (Teorema da Aproximação Universal) (WIKIWAND, n.d.). No entanto, para alguns testes desafiadores, como aqueles em que incerteza foi adicionada às medidas de iluminância e os conjuntos de dados foram maiores, o uso de uma segunda camada oculta melhorou os resultados.



Figura 30 – Rede Neural Artificial

Neste trabalho, uma vez determinada a matriz  $M_{i \times j}$ , o próximo passo foi o treinamento da RNA. Primeiramente, os dados filtrados recebidos pelo sensor e as posições esperadas dos pontos no plano discretizado foram separados em subconjuntos aleatórios, onde 75% dos dados foram usados para treinamento, 10% para validação e os outros 15% para teste. Essa divisão foi obtida empiricamente considerando o melhor desempenho no conjunto de teste. O regressor utilizado foi o MLP (Perceptron de Multicamadas - *Multi-layer Perceptron*) com um número de neurônios nas camadas ocultas que precisa ser ajustado conforme o caso por meio de experimentação.

Uma função de ativação em uma RNA define como a soma ponderada da entrada é transformada na saída dos nós em uma camada da rede. Diferentes funções de ativação podem ser usadas e sua escolha tem grande impacto na capacidade e no desempenho da RNA. Em modelos modernos de RNAs com arquiteturas comuns, como MLP, a função de ativação ReLU (Unidade Linear Retificada - *Rectified Linear Unit*) é a recomendação padrão para as camadas ocultas em comparação com as outras funções de ativação mais comumente usadas, como o sigmóide logarítmico e a tangente hiperbólica (BROWNLEE, 2021). Dessa forma, a função de ativação utilizada para as camadas ocultas foi ReLU.

O algoritmo de aprendizado foi o L-BFGS (Memória Limitada - Broyden Fletcher Goldfarb Shanno — *Limited Memory* - Broyden Fletcher Goldfarb Shanno), escolhido porque pode convergir mais rapidamente e ter um desempenho melhor do que outros algoritmos como Adam e SGD (Gradiente Descendente Estocástico - *Stochastic Gradient Descent*) ao trabalhar com pequenos conjuntos de dados. No entanto, ao trabalhar com incerteza de sensor, os conjuntos de dados usados foram maiores, então Adam foi usado nessas situações (LEARN, n.d.) (BROWN-LEE, 2017). Vários testes foram feitos também para decidir o melhor algoritmo de aprendizado
Parâmetros de treinamento	Valores
Modelo	Feed-forward
Nós de entrada	Número de luminárias
Número de camadas ocultas	1 ou 2
Neurônios nas camadas ocultas	Varia de acordo com o caso
Neurônios da camada de saída	2
Subconjunto de treinamento	75%
Subconjunto de validação	10%
Subconjunto de teste	15%
Algoritmo de treinamento	L-BFGS / Adam
Função de ativação (Camada oculta)	ReLU

a ser usado. Outros parâmetros de treinamento estão contidos na Tabela 6.

Tabela 6 – **Parâmetros de treinamento da RNA** 

### 4 Resultados

#### 4.1 Configuração do ambiente para realização dos testes

Para calcular a iluminância, a sala em que a técnica será aplicada deve ser um ambiente discretizado. O número de divisões da sala é descrito como  $a \times b \times c$ , onde  $a, b \in c$  são os números de valores discretos no eixo x, eixo y e eixo z, respectivamente. Se um ambiente tem dimensões  $X_{max} \times Y_{max} \times Z_{max}$ , então a resolução em cada eixo é dada por  $X_{max}/(a-1)$ ,  $Y_{max}/(b-1)$  e  $Z_{max}/(c-1)$ .

Ao avaliar o desempenho da RNA, será avaliado se o erro de distância entre um ponto discreto e sua posição estimada permite identificar tal ponto.

A Figura 31 mostra o plano do chão discretizado onde o tamanho da célula é  $2r \times 2r$ . O ponto a ser identificado é o vermelho e a região dentro do círculo verde ao redor dele é o limite para o ponto ser identificado exclusivamente pela RNA. Se o erro de distância for maior que r, a posição estimada pode ser identificada como outro ponto, pois ela pode cair na região de outro ponto. Porém, se o erro de distância for menor que 3r a posição estimada cai dentro da região do círculo vermelho, significando que o ponto vermelho pode ser identificado como um de seus 8 pontos adjacentes.



Figura 31 - Regiões para identificação do ponto discreto vermelho

Neste trabalho, os testes foram feitos em dois ambientes diferentes. O primeiro foi um ambiente de  $3m \times 3m \times 3m$  com um número de divisões de  $30 \times 30 \times 30$  e uma resolução

de 10,34cm em cada eixo. O segundo foi um ambiente de  $3m \times 1m \times 3m$  com um número de divisões de  $30 \times 10 \times 30$ , uma resolução de 11,11cm no eixo y e uma resolução de 10,34cm nos eixos x e z. Esses números foram escolhidos por permitir que os testes sejam feitos em tempo hábil e por serem suficientes para permitir uma boa representação dos ambientes.

Os níveis de refletância das paredes utilizados foram 0%, 30% e 70%, de forma a avaliar um cenário em que existe apenas LOS e dois cenários com diferentes níveis de reflectância, mostrando a eficácia do trabalho mesmo com componentes NLOS.

#### 4.2 Posição das luminárias

Além dos parâmetros da RNA como o algoritmo de treinamento e o número de neurônios nas camadas ocultas, existem outras escolhas que devem ser consideradas para se obter uma maior acurácia no método de localização proposto. Uma dessas escolhas é o número de luminárias. Como foi mencionado na Subseção 3.2.2, é necessário um mínimo de três luminárias para realizar o posicionamento. Aumentar o número de luminárias dá mais informações para a RNA, pois o vetor de entrada definido em (3.9) terá mais parâmetros. No entanto, apenas aumentar o número de luminárias não melhora necessariamente os resultados, pois o número maior de informações pode tornar a RNA mais difícil de treinar. Neste trabalho, após diversos testes, escolheu-se trabalhar com 4 luminárias, por se tratar de um número pequeno que apresentou bons resultados em comparação com outros números de luminárias.

Uma métrica importante utilizada neste trabalho é a uniformidade, que é a razão entre a iluminância média e a iluminância máxima em um ambiente. Os sinais de luz das luminárias são desacoplados em frequência. Como resultado, a uniformidade neste trabalho refere-se à média entre as uniformidades calculadas para todas as luminárias. Para o método de localização proposto, um ambiente com alto índice de uniformidade pode apresentar resultados menos precisos do que um ambiente com baixo índice de uniformidade. Isso porque uma maior variabilidade na iluminância em todo o ambiente fará com que cada ponto seja mais distinguível para que a RNA aprenda e identifique corretamente seus padrões, proporcionando uma melhor classificação. Por esse motivo, a uniformidade é uma métrica importante a se considerar na escolha das posições das luminárias a se utilizar para o posicionamento.

As Figuras 32 e 33 mostram os valores de uniformidade obtidos para os ambientes de  $3m \times 3m \times 3m$  e  $3m \times 1m \times 3m$ , respectivamente, utilizando-se três configurações diferentes de luminárias, cujas posições são dadas na Tabela 7, onde a posição no eixo z de todas as luminárias é 3m. O número de divisões usado foi  $20 \times 20$  e os níveis de refletância nas paredes foram 0%, 30% e 70%. Como pode-se notar, a configuração **B** apresentou os menores valores de uniformidade e a configuração **C** apresentou os maiores valores, para todos os níveis de refletância em ambos os ambientes.

As Tabelas 8 e 9 mostram os valores de erro de posicionamento obtidos nos ambientes



Análise de uniformidade para o ambiente de 3m × 3m × 3m

Figura 32 – Análise de uniformidade no ambiente  $3m \times 3m \times 3m$  para diferentes posições das luminárias



Análise de uniformidade para o ambiente de  $3m \times 1m \times 3m$ 

Figura 33 – Análise de uniformidade no ambiente  $3m \times 1m \times 3m$  para diferentes posições das luminárias

de  $3m \times 3m \times 3m$  e  $3m \times 1m \times 3m$ , respectivamente. Como pode-se notar, para cada nível de refletância, a configuração **B** apresentou os menores valores de erro, sendo essa a configuração escolhida para os testes realizados. Como mencionado anteriormente, nas Figuras 32 e 33 tal configuração apresentou os menores valores de uniformidade para todos os níveis de refletância em ambos os ambientes, como esperado. Pode-se notar também que a configuração **C** apresentou os maiores valores de erro em todos os casos. Conforme esperado, tal configuração apresentou

Configuração	Posições das luminárias para o	Posições das luminárias para o
Configuração	ambiente $3m \times 3m \times 3m$ [m]	ambiente $3m \times 1m \times 3m$ [m]
٨	(0,75; 0,75), (0,75; 2,25),	(0,75; 0,25), (0,75; 0,75),
A	(2,25; 0,75), (2,25; 2,25)	(2,25; 0,25), (2,25; 0,75)
D	(0,36; 0,36), (0,36; 2,64),	(0,36; 0,12), (0,36; 0,88),
Б	(2,64; 0,36), (2,64; 2,64)	(2,64; 0,12), (2,64; 0,88)
C	(1,14; 1,14), (1,14; 1,86),	(1,14; 0,38), (1,14; 0,62),
C	(1,86; 1,14), (1,86; 1,86)	(1,86; 0,38), (1,86; 0,62)

Tabela 7 – Diferentes configurações de luminárias para análise de uniformidade

os maiores valores de uniformidade nas Figuras 32 e 33 para todos os níveis de refletância em ambos os ambientes.

Tabela 8 – Análise de erro para o ambiente  $3m\times 3m\times 3m$ e configurações de luminárias A, B e C

Refletância	0%			30%			70%		
Configuração	A	В	C	А	В	C	A	В	C
Erro de distância médio [cm]	1,52	1,34	3,43	1,52	1,09	2,46	2,74	1,88	3,73
Desvio padrão [cm]	0,90	0,74	2,18	1,51	0,97	2,28	2,67	2,55	3,25
Erro de distância máximo [cm]	3,60	3,53	13,32	11,18	4,71	13,33	19,71	20,01	24,31
Uniformidade	0,68	0,59	0,75	0,65	0,59	0,75	0,63	0,59	0,71

### Tabela 9 – Análise de erro para o ambiente $3m\times 1m\times 3m$ e configurações de luminárias A, B e C

Refletância	0%			30%			70%		
Configuração	A	В	C	A	В	C	A	В	C
Erro de distância médio [cm]	1,93	1,40	3,31	1,66	1,60	4,23	2,94	1,39	11,89
Desvio padrão [cm]	1,38	0,95	1,92	1,23	1,11	3,01	1,80	0,80	5,46
Erro de distância máximo [cm]	5,94	6,63	10,28	5,32	5,28	11,02	8,72	4,61	21,86
Uniformidade	0,80	0,72	0,84	0,83	0,79	0,85	0,83	0,79	0,85

As frequências de modulação escolhidas para cada uma das luminárias foram 10kHz, 21kHz, 32kHz e 43kHz. Como foi mencionado na Subseção 3.2.3, os sinais modulados produzidos pelas luminárias são ondas quadradas. Formas de onda periódicas que não são senoidais retêm energia em harmônicos da frequência fundamental. As ondas quadradas, no entanto, contêm apenas harmônicos ímpares. Portanto, as frequências moduladoras foram escolhidas para garantir que os harmônicos de um sinal não interfiram na componente fundamental de outro sinal.

Elas também foram escolhidas de forma que elas fiquem separadas o suficiente para evitar a influência na saída dos filtros sintonizados nas frequências vizinhas, possibilitando que os filtros separem os sinais. A ordem deles foi escolhida empiricamente como 6. O número de filtros para cada cenário é igual ao número de luminárias e os parâmetros deles para cada luminária são dados na Tabela 10:

Frequência de modulação [kHz]	Frequência de corte inferior [kHz]	Frequência de corte superior [kHz]
10	6	14
21	17	25
32	28	36
43	39	47

Tabela 10 – Projeto de filtro para a frequência de modulação de cada luminária

#### 4.3 Estimativa da posição do conjunto de teste

Uma vez validado o estimador de iluminância, o método proposto foi testado. Depois que a RNA foi treinada e validada, as posições dos pontos referentes ao subconjunto de teste foram estimadas para que a análise de erro fosse feita.

A Figura 34 mostra os resultados para um ambiente de  $3m \times 3m \times 3m$  com 30% de refletância nas paredes. A posição real dos pontos é mostrada em pontos azuis e sua localização estimada em cruzes vermelhas.

A Figura 35 mostra o histograma de erro de posição para o conjunto de teste. O erro médio de distância encontrado foi de 0,76cm e o desvio padrão foi de 0,55cm. Como o tamanho da célula é  $10, 34cm \times 10, 34cm$ , é desejável que o erro de distância seja menor que 5,17cm, pois isso permitiria identificar qual ponto discreto é descrito pela posição estimada prevista pela RNA. O erro máximo de distância encontrado foi de 3,51cm, o que significa que todos os pontos testados podem ser identificados corretamente pela RNA.

A Tabela 11 mostra a análise de erro dos resultados obtidos para os ambientes  $3m \times 3m \times 3m \in 3m \times 1m \times 3m$ , variando o nível de refletância das paredes.

Ambiente	<b>3</b> m :	imes 3m	$\mathbf{n}  imes \mathbf{3m}$	<b>3</b> m	imes 1m	imes 3m
Refletância	0%	30%	70%	0%	30%	70%
Erro de distância médio [cm]	1,16	0,76	0,91	1,39	2,96	3,83
Desvio padrão [cm]	0,71	0,55	1,21	0,74	2,62	2,62
Erro de distância máximo [cm]	3,31	3,51	12,90	3,28	12,38	10,14
$\rho_r$ [%]	100	100	98,52	100	88,89	75,56
$\rho_{3r}$ [%]	0	0	1,48	0	11,11	24,44

Tabela 11 – Análise de erro do subconjunto de teste

Para os ambientes de  $3m \times 3m \times 3m$  e  $3m \times 1m \times 3m$ , já que os tamanhos das células do plano do piso são  $10,34cm \times 10,34cm$  e  $10,34cm \times 11,11cm$ , respectivamente, o erro de



Figura 34 – Estimativa de posição em um ambiente de  $3m \times 3m \times 3m$  com refletância nas paredes de 30%

distância deve ser menor que r = 5,17cm para que a RNA consiga identificar qual ponto discreto é descrito por sua posição estimada em ambos os ambientes. Porém, se o erro de distância for maior que r e menor que 3r = 15,51cm, a RNA ainda pode identificar o ponto desejado como um de seus pontos adjacentes no mapa. Na tabela,  $\rho_r$  representa a porcentagem de pontos no subconjunto de teste com erro de distância menor que r, e  $\rho_{3r}$  é a porcentagem de pontos no subconjunto de teste com erro de distância maior que r e menor que 3r.

Para níveis de refletância de 0%, 30% e 70% no ambiente de  $3m \times 3m \times 3m$ , o erro de distância média e o desvio padrão foram muito menores que r, mostrando que o resultado médio é muito menor do que o limite desejado e que os resultados estão agrupados proximamente.

Para os cenários com refletância de 0% e 30%, 100% dos pontos podem ser identificados corretamente pela RNA. Para o cenário com nível de refletância de 70%, 98,52% dos pontos podem ser identificados corretamente pela RNA. Os 1,48% restantes dos pontos no cenário podem ser identificados como um de seus pontos adjacentes.

A Figura 36 apresenta os resultados para o ambiente  $3m \times 3m \times 3m$ . Comparando o erro médio de distância, o desvio padrão e o erro máximo de distância, bem como as curvas



Figura 35 – Histograma de erro de posição para o ambiente de  $3m \times 3m \times 3m$  com refletância nas paredes de 30%

da figura, é possível verificar que os melhores resultados são obtidos no ambiente com 30% de refletância nas paredes e os piores no ambiente com refletância de 0%. Com a exceção de um *outlier*, o ambiente com 70% de refletância possui resultados muito próximos ao ambiente com 30%. Esses resultados são compatíveis com as uniformidades obtidas para esses ambientes, onde o maior valor de uniformidade, 0,59, foi obtido para o ambiente com 0% de refletância, e os valores próximos de 0,57 e 0,56 foram obtidos para os ambientes com 30% e 70% de refletância, respectivamente.

Para o ambiente de  $3m \times 1m \times 3m$ , o cenário com nível de refletância de 0% tem 100% do subconjunto de teste corretamente identificado pela RNA.

Para o cenário com refletância de 30%, 88,89% dos pontos estimados permitem sua correta identificação no plano discretizado. Além disso, os pontos restantes (11,11%) podem ser identificados como um dos pontos adjacentes ao ponto desejado, uma vez que o erro de distância máximo é 12,38cm, inferior a 15,51cm.

Para o cenário com 70% de refletância, 75,56% dos pontos podem ser identificados corretamente. Além disso, os 24,44% restantes podem ser identificados como um dos pontos adjacentes.

A Figura 37 apresenta os resultados para o ambiente de  $3m \times 1m \times 3m$ . Comparando o erro médio de distância, o desvio padrão e o erro máximo de distância, bem como as curvas da Figura 37, é possível verificar que os melhores resultados são obtidos no ambiente com 0% de nível de refletância das paredes e o pior naquele com 70% de refletância das paredes. Esses resultados são compatíveis com os valores de uniformidade obtidos, 0,72 para o ambiente



Figura 36 – Análise de erro para o ambiente de  $3m \times 3m \times 3m$ 

com 0% de refletância, sendo esse valor menor que 0,84, obtido para o ambiente com 30% de refletância. Ambos os valores são menores que 0,85, obtido para o ambiente com 70% de refletância.



Figura 37 – Análise de erro para o ambiente de  $3m \times 1m \times 3m$ 

A Figura 38 exibe a uniformidade apresentada pelos ambientes de  $3m \times 3m \times 3m$ e  $3m \times 1m \times 3m$ . Pode ser visto que o índice de uniformidade é muito maior no ambiente  $3m \times 1m \times 3m$ , o que explica porque ele apresenta resultados piores que o ambiente  $3m \times 3m \times 3m$ . Otimizar o número de luminárias e suas posições no ambiente pode reduzir a taxa de uniformidade e melhorar os resultados gerais, o que é uma possibilidade fascinante. No entanto, esta tarefa está fora do escopo deste trabalho.



Figura 38 – Análise de uniformidade para os ambientes de  $3m \times 3m \times 3m$  e  $3m \times 1m \times 3m$ 

Os resultados apresentados nas Figuras 36 e 37 foram para ambientes com números de divisões no plano do piso de  $30 \times 30$  e  $30 \times 10$ , respectivamente. Esses números foram escolhidos porque permitiram que os testes fossem feitos com um tempo de cálculo menor. Porém, alterar o número de divisões do ambiente pode impactar a acurácia do sistema.

A Figura 39 mostra o erro de distância na estimativa de posição para o subconjunto de teste no ambiente  $3m \times 3m \times 3m$  para 4 luminárias e 0% de nível de refletância. Os ambientes com os menores números de divisões possuem menos pontos em seus gráficos do que os com os maiores números. Por exemplo, o ambiente com um número de divisões de  $10 \times 10$  possui 100 pontos discretos no plano do piso e o subconjunto de teste possui 15% destes dados (ou seja, 15 pontos), como foi afirmado anteriormente. Entretanto, o ambiente com um número de divisões de  $50 \times 50$  possui 2500 pontos discretos e um subconjunto de teste com 375 pontos.

Como pode ser visto, o erro diminui conforme aumenta o número de divisões no plano do piso, ou seja, conforme diminui o tamanho da célula. Porém, após uma divisão de  $30 \times 30$ , a melhora fica menos significativa, com resultados semelhantes para  $40 \times 40$  e  $50 \times 50$ .

Por fim, foram feitos testes com incerteza adicionada à iluminância coletada para o ambiente  $3m \times 3m \times 3m$  e nível de refletância de 0%. A Figura 40 apresenta os resultados. Como esperado, os erros de distância aumentam à medida que a incerteza do sensor (representada pelo desvio padrão de iluminância) aumenta. Para incerteza de desvio padrão de iluminância de 1%, 81,04% dos pontos ainda podem ser identificados corretamente pela RNA. No entanto, para 2% esse número cai para 56,89% e continua caindo até que apenas 17,19% dos pontos podem



Figura 39 – Análise de erro para diferentes números de divisões

ser identificados corretamente para 10% de incerteza de iluminância.



Figura 40 – Análise de erro para incerteza de iluminância

Se o erro de distância for menor que 15,51cm, o ponto pode ser identificado como o ponto correto ou um de seus vizinhos. Para 1% de incerteza, 99,85% dos pontos têm um erro de distância menor que 15,51cm. À medida que a incerteza aumenta, esse número continua caindo e para 10% de incerteza, 50,52% dos pontos podem ser identificados como o ponto correto ou um de seus vizinhos.

Como pode ser visto na Figura 40, à medida que a incerteza de iluminância cresce, as curvas sobem lentamente, pois o erro de distância média e o desvio padrão crescem. Dependendo da aplicação, deve-se avaliar o nível de precisão necessário, a incerteza do sensor de iluminância disponível e o erro obtido para esse nível de incerteza.

#### 4.4 Comparação com outros SLLVs

A Tabela 12 apresenta as características dos SLLVs baseados em luminárias LED de diferentes artigos para comparação. A coluna de acurácia refere-se ao erro de distância média encontrado nos experimentos simulados. Neste trabalho, os erros médios de distância obtidos foram 1,16cm, 0,76cm e 0,91cm para o plano quadrado de  $3m \times 3m$  na Figura 36 e 1,39cm, 2,96cm e 3,83cm para o plano retangular de  $3m \times 1m$  na Figura 37. Como foi demonstrado, esses valores podem ser melhorados aumentando o número de divisões no ambiente (reduzindo o tamanho da célula).

Em comparação com os algoritmos de impressão digital, que também são métodos discretos, este trabalho apresentou erros de distância menores do que os valores obtidos em (NADEEM et al., 2015) (9,1 ~ 26,4cm), (LUO; ZHANG; ZHOU, 2016) (6cm), (WEI; YAO, 2017) (38cm), (CHEN et al., 2018) (27cm) e (ZHAO; ZHANG; SONG, 2017) (3,9cm). Podese notar que o tamanho da célula neste trabalho é maior do que os tamanhos das células de (NADEEM et al., 2015), (LUO; ZHANG; ZHOU, 2016) e (ZHAO; ZHANG; SONG, 2017), mas o trabalho apresentou melhores resultados de acurácia.

Comparando com outros métodos baseados em RSS, este trabalho apresentou erros de distância menores do que os valores obtidos em (GLIGORIć et al., 2018) (27cm), (ZHANG; CHOWDHURY; KAVEHRAD, 2014) (5,95cm), (GU et al., 2014) (9  $\sim$  14,3cm) e (VATANSE-VER; LIAN; BRANDT-PEARCE, 2018) (10cm). Alguns cenários neste trabalho apresentaram erros de distância menores e outros maiores que os valores de (YANG et al., 2013a) (3cm), (YANG et al., 2013b) (1,58cm) e (FANG et al., 2019) (0,9cm).

Em comparação com métodos baseados em AOA, os resultados obtidos são menores que o erro de distância para (EROGLU et al., 2015) (20cm) e maiores que para (OTHMAN et al., 2021) (5mm). Alguns cenários neste trabalho apresentaram erros de distância menores e outros maiores do que o valor para (YU et al., 2021) (1,4cm).

Finalmente, em comparação com métodos baseados em TDOA, os resultados obtidos foram maiores que o erro de distância obtido para (JUNG; HANN; PARK, 2011b) (0,18cm) e (NADEEM et al., 2014) (0,0021cm). Porém, como mencionado anteriormente, por conta do requisito de sincronização e medições de tempo altamente precisas, o uso do TDOA é relativamente caro em comparação à RSS e ao AOA (KESKIN; SEZER; GEZICI, 2018). Além disso, a viabilidade da aplicação real dessas técnicas é desconhecida, devido à ausência de resultados experimentais (ZHUANG et al., 2018).

Trabalho	Algoritmo de localização	Tamanho do ambiente	Tamanho da célula	Lu- mi- ná- rias	Acurácia
Este trabalho	RSS / RNA	$3 \times 3 \times 3m^3$ e $3 \times 1 \times 3m^3$	$\begin{array}{c} 10,34\times \\ 10,34cm^2 \ {\rm e} \\ 10,34\times \\ 11,11cm^2 \end{array}$	4	0,76cm ~ 1,16cm e 1,39cm ~ 3,83cm
(NADEEM et al., 2015)	RSS / Impressão digital	$6 \times 6 \times 4m^3$	$4 \times 4cm^2$	4	9,1 ~ 26,4cm
(LUO; ZHANG; ZHOU, 2016)	RSS / Impressão digital	$5 \times 5 \times 3m^3$	$5 \times 5 cm^2$	4	6cm
(WEI; YAO, 2017)	RSS / Impressão digital	$7 \times 7 \times 2m^3$	$\begin{array}{c} 100 \times \\ 100 cm^2 \end{array}$	4	38cm
(CHEN et al., 2018)	RSS / Impressão digital	$5 \times 5 \times 2m^3$	$50 \times 50 cm^2$	4	27cm
(ZHAO; ZHANG; SONG, 2017)	RSS / Trilateração + Impressão digital	$5 \times 5 \times 3m^3$	$2,5 \times 2,5cm^2$	4	3,9cm
(GLIGORIć et al., 2018)	RSS / Proximidade	$50 \times 50 \times 3m^3$	×	625	27cm
(ZHANG; CHOWDHURY; KAVEHRAD, 2014)	RSS / Triangulação	$6 \times 6 \times 4m^3$	×	4	<5,95cm
(GU et al., 2014)	RSS / Trilateração e filtros	$6 \times 6 \times 4, 2m^3$	×	4	9 ~ 14,3cm
(VATANSEVER; LIAN; BRANDT-PEARCE, 2018)	RSS / Trilateração	$\begin{array}{c} 10 \times 2 \times 3m^3 \\ {\rm e} \\ 8 \times 2 \times 3m^3 \end{array}$	×	9	10cm
(YANG et al., 2013a)	RSS / Trilateração	$\begin{array}{c} 1,5\times 1,5\times \\ 2m^3 \end{array}$	×	3	<3cm
(YANG et al., 2013b)	RSS / Trilateração	$\begin{array}{c} 0,9\times 0,9\times \\ 1,5m^3 \end{array}$	×	3	1,58cm
(FANG et al., 2019)	RSS / Trilateração	$15 \times 15 \times 3m^3$	×	3	0,9cm
(JUNG; HANN; PARK, 2011b)	TDOA / Trilateration	$5 \times 5 \times 3m^3$	×	3	0,18cm
(NADEEM et al., 2014)	TDOA / Trilateration	$5 \times 5 \times 3m^3$	×	5	0,0021cm
(EROGLU et al., 2015)	AOA / Estimador de mínimos quadrados	$4 \times 6 \times Hm^3$ H não informado	×	40	20cm
(OTHMAN et al., 2021)	RSS / AOA	$6 \times 6 \times 4m^3$	×	4	0,5cm
(YU et al., 2021)	AOA e OOAE	$5 \times 5 \times 3m^3$	×	11	1,4cm

Tabela 12 – SLLVs baseados em LED para comparação

### 5 Conclusões e trabalhos futuros

Neste trabalho foi proposta uma técnica de localização para ambientes interiores baseada na tecnologia VLC. O sistema foi projetado para estimar a posição de um sensor de iluminância com base na propagação da luz em um ambiente, o que foi feito a partir de um arquivo contendo a distribuição de intensidade luminosa de uma luminária real. Os testes foram realizados em um ambiente quadrado e um ambiente retangular.

Os transmissores modularam seus sinais em diferentes frequências para possibilitar a identificação de cada luminária. O sinal recebido foi filtrado e os dados foram usados para localizar o sensor, usando uma Rede Neural Artificial. O plano quadrado apresentou erros médios de distância entre 0,76cm e 1,16cm e foi possível identificar corretamente o ponto discreto estimado para 100% dos pontos do subconjunto de teste para os ambientes com níveis de refletância de 0% e 30%, e para 98,52% do subconjunto de teste para o nível de refletância de 70%.

O plano retangular apresentou erros médios de distância entre 1,39cm e 3,83cm e foi possível identificar corretamente o ponto discreto estimado para 100% dos pontos no subconjunto de teste para o ambiente com nível de refletância de 0%, para 88,89% dos pontos para nível de refletância de 30% e para 75,56% do subconjunto de teste para nível de refletância de 70%.

Os resultados obtidos podem ser melhorados aumentando o número de divisões, ou seja, reduzindo o tamanho da célula. As configurações da RNA, como o algoritmo de treinamento e o número de neurônios nas camadas ocultas, também podem afetar a precisão dos resultados e devem ser escolhidas adequadamente. A quantidade e a posição das luminárias também influencia nos resultados e uma métrica que guia essa escolha é a uniformidade. Este *insight* é uma grande contribuição deste trabalho e não foi relatado na literatura. A vantagem de usar essa métrica no projeto é que seu valor pode ser reduzido alterando o número de luminárias e suas posições na sala, melhorando a acurácia geral do sistema de localização.

Os resultados obtidos foram comparados com outros trabalhos baseados em VLC. Como pôde ser visto, o método proposto é uma ótima alternativa para localização interna, pois oferece acurácia satisfatória, fácil implementação, resultados rápidos, considera as reflexões no ambiente, é prático e não requer dados experimentais para treinamento.

O estudo desse método gerou uma publicação na Primeira Conferência Anual *Online* da Sociedade de Eletrônica Industrial (ONCON - *Industrial Electronics Society Annual Online Conference*) sob o título An Indoor Localization Technique Based on Visible Light Communication (NASCIMENTO et al., 2022).

Trabalhos futuros devem incluir:

- Realização de novos testes no método de localização desenvolvido, testando-o em ambientes desafiadores e com objetos com diferentes níveis de refletância;
- A implementação prática da técnica em um ambiente controlado;
- A implementação prática da técnica em ambientes desafiadores e com objetos com diferentes níveis de refletância;
- Aplicações de localização na área de navegação de robôs móveis, utilizando ambientes semi-realísticos com ROS e Gazebo, por exemplo;
- A implementação prática do método de localização desenvolvido na área de navegação de robôs móveis.

## Referências

ABIODUN, O. I. et al. Comprehensive review of artificial neural network applications to pattern recognition. *IEEE Access*, IEEE, v. 7, p. 158820–158846, 2019. Citado na página 69.

ŞAHIN, A. et al. Hybrid 3-d localization for visible light communication systems. *Journal of Lightwave Technology*, v. 33, n. 22, p. 4589–4599, 2015. Citado na página 24.

BROWNLEE, J. *Gentle Introduction to the Adam Optimization Algorithm for Deep Learning*. 2017. Accesso em: 29/01/2023. Disponível em: <a href="https://machinelearningmastery.com/adam-optimization-algorithm-for-deep-learning/">https://machinelearningmastery.com/adam-optimization-algorithm-for-deep-learning/</a>. Citado na página 70.

BROWNLEE, J. *How to Choose an Activation Function for Deep Learning*. 2021. Accesso em: 29/01/2023. Disponível em: <a href="https://machinelearningmastery.com/choose-an-activation-function-for-deep-learning/">https://machinelearningmastery.com/choose-an-activation-function-for-deep-learning/</a>. Citado na página 70.

BURCHARDT, H. et al. Vlc: Beyond point-to-point communication. *IEEE Communications Magazine*, v. 52, n. 7, p. 98–105, 2014. Citado na página 24.

CHAUDHARY, N.; ALVES, L. N.; GHASSEMBLOOY, Z. Current trends on visible light positioning techniques. In: *2019 2nd West Asian Colloquium on Optical Wireless Communications (WACOWC)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 100–105. Citado 6 vezes nas páginas 25, 26, 30, 37, 41 e 44.

CHEN, G. et al. A visible light indoor positioning algorithm based on fingerprint. In: 2018 4th Annual International Conference on Network and Information Systems for Computers (ICNISC). [S.l.: s.n.], 2018. p. 71–77. Citado 7 vezes nas páginas 15, 37, 39, 40, 54, 82 e 83.

CHERNTANOMWONG, P.; CHANTHARASENA, W. Indoor localization system using visible light communication. In: 2015 7th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE). [S.l.: s.n.], 2015. p. 480–483. Citado 4 vezes nas páginas 15, 41, 43 e 54.

DO, T.-H.; HWANG, J.; YOO, M. Tdoa based indoor visible light positioning systems. In: 2013 *Fifth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 456–458. Citado 4 vezes nas páginas 15, 44, 45 e 54.

EROGLU, Y. S. et al. Aoa-based localization and tracking in multi-element vlc systems. In: 2015 IEEE 16th Annual Wireless and Microwave Technology Conference (WAMICON). [S.1.: s.n.], 2015. p. 1–5. Citado 6 vezes nas páginas 15, 48, 49, 54, 82 e 83.

FANG, W. et al. Study of nlos effect on indoor visible light positioning in different room sizes. In: 2019 18th International Conference on Optical Communications and Networks (ICOCN). [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–3. Citado 6 vezes nas páginas 31, 37, 53, 54, 82 e 83.

FENG-JI, Z.; HAI-JIAO, G.; ABE, K. A mobile robot localization using ultrasonic sensors in indoor environment. In: *Proceedings 6th IEEE International Workshop on Robot and Human Communication. RO-MAN'97 SENDAI*. [S.l.: s.n.], 1997. p. 52–57. Citado na página 24.

FOUNDATION, I. W. *Timeline of lighting technology*. n.d. Accesso em: 02/04/2023. Disponível em: <a href="https://en.wikipedia.org/wiki/Timeline\_of\_lighting\_technology">https://en.wikipedia.org/wiki/Timeline\_of\_lighting\_technology</a>. Citado na página 23.

GLIGORIć, K. et al. Visible light communications-based indoor positioning via compressed sensing. *IEEE Communications Letters*, v. 22, n. 7, p. 1410–1413, 2018. Citado 7 vezes nas páginas 15, 41, 42, 53, 54, 82 e 83.

GU, C. et al. Led visible light localization based on illuminance analysis. In: 2020 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR). [S.l.: s.n.], 2020. p. 393–398. Citado 3 vezes nas páginas 48, 52 e 54.

GU, W. et al. Three-dimensional light positioning algorithm with filtering techniques for indoor environments. *Optical Engineering*, International Society for Optics and Photonics, v. 53, n. 10, p. 107107, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 82 e 83.

HOU, X.; ARSLAN, T. Monte carlo localization algorithm for indoor positioning using bluetooth low energy devices. In: *2017 International Conference on Localization and GNSS (ICL-GNSS)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1–6. Citado na página 24.

HOU, Y. et al. A rss/aoa based indoor positioning system with a single led lamp. In: 2015 *International Conference on Wireless Communications Signal Processing (WCSP)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–4. Citado 5 vezes nas páginas 30, 48, 49, 53 e 54.

JUNG, S.-Y.; HANN, S.; PARK, C.-S. Tdoa-based optical wireless indoor localization using led ceiling lamps. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, v. 57, n. 4, p. 1592–1597, 2011. Citado 5 vezes nas páginas 15, 44, 45, 46 e 54.

JUNG, S.-Y.; HANN, S.; PARK, C.-S. Tdoa-based optical wireless indoor localization using led ceiling lamps. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, v. 57, n. 4, p. 1592–1597, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 82 e 83.

KENNEDY, G.; DAVIS, B.; PRASANNA, S. Electronic communication systems 4th ed. *MacmillanlMc Graw-Hill, Lake Forest*, 1993. Citado na página 55.

KESKIN, M. F.; SEZER, A. D.; GEZICI, S. Localization via visible light systems. *Proceedings of the IEEE*, v. 106, n. 6, p. 1063–1088, 2018. Citado 7 vezes nas páginas 25, 26, 27, 30, 37, 41 e 82.

LEARN, S. *sklearn neural network MLPRegressor*. n.d. Acesso em: 12/09/2022. Disponível em: <a href="https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural\_network.MLPRegressor">https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural\_network.MLPRegressor</a>. html>. Citado na página 70.

LIU, H. et al. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. *IEEE Transactions* on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), v. 37, n. 6, p. 1067–1080, 2007. Citado na página 24.

LIU, M. et al. Scale-only visual homing from an omnidirectional camera. In: 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. [S.l.: s.n.], 2012. p. 3944–3949. Citado na página 24.

LOPES, E. D. et al. Localização em ambientes internos usando a tecnologia de comunicação por luz visível. 2019. Citado na página 53.

LUO, Z.; ZHANG, W.; ZHOU, G. Improved spring model-based collaborative indoor visible light positioning. *Optical Review*, Springer, v. 23, n. 3, p. 479–486, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 82 e 83.

MARSON, I. et al. Transmissor para aplicações de comunicação por luz vísivel com modulação ook-m-fsk. In: [S.l.: s.n.], 2019. Citado na página 55.

MATHEUS, L. E. M. et al. Visible light communication: Concepts, applications and challenges. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, v. 21, n. 4, p. 3204–3237, 2019. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 26.

NADEEM, U. et al. Highly accurate 3d wireless indoor positioning system using white led lights. *Electronics Letters*, IET, v. 50, n. 11, p. 828–830, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 82 e 83.

NADEEM, U. et al. Indoor positioning system designs using visible led lights: performance comparison of tdm and fdm protocols. *Electronics Letters*, IET, v. 51, n. 1, p. 72–74, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 82 e 83.

NASCIMENTO, M. R. F. et al. An indoor localization technique based on visible light communication. In: *1st IEEE Industrial Electronics Society Annual On-Line Conference (ONCON), Online.* [S.l.: s.n.], 2022. Citado na página 84.

NEOENERGIA. *A invenção das lâmpadas e sua evolução*. n.d. Accesso em: 28/01/2023. Disponível em: <a href="https://www.neoenergia.com/pt-br/te-interessa/cultura/Paginas/historia-das-lampadas.aspx">https://www.neoenergia.com/pt-br/te-interessa/cultura/Paginas/historia-das-lampadas.aspx</a>. Citado na página 23.

OTHMAN, R. et al. A hybrid rss+aoa indoor positioning algorithm based on visible light communication. In: 2020 International Conference on Computer, Control, Electrical, and Electronics Engineering (ICCCEEE). [S.l.: s.n.], 2021. p. 1–5. Citado 7 vezes nas páginas 15, 48, 50, 53, 54, 82 e 83.

SEE, Y.; NOOR, N. M.; Y.M, C. T. Investigation of indoor positioning system using visible light communication. In: *2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 186–189. Citado 5 vezes nas páginas 15, 30, 31, 36 e 54.

SHARIFI, H. et al. Indoor localization of mobile robot with visible light communication. In: 2016 12th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA). [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–6. Citado 6 vezes nas páginas 15, 30, 31, 32, 33 e 54.

SOCIETY, I. P. E. Ieee recommended practices for modulating current in high-brightness leds for mitigating health risks to viewers. *IEEE Std 1789-2015*, p. 1–80, 2015. Citado na página 25.

SOFTSCHOOLS. *History of the Light bulb Timeline*. n.d. Accesso em: 02/04/2023. Disponível em: <a href="https://www.softschools.com/timelines/history\_of\_the\_light\_bulb\_timeline/284/">https://www.softschools.com/timelines/history\_of\_the\_light\_bulb\_timeline/284/</a>. Citado na página 23.

SUN, Y.; LIU, M.; MENG, M. Q.-H. Wifi signal strength-based robot indoor localization. In: 2014 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA). [S.l.: s.n.], 2014. p. 250–256. Citado na página 24.

TANAKA, Y. et al. Indoor visible light data transmission system utilizing white led lights. *IEICE transactions on communications*, The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers, v. 86, n. 8, p. 2440–2454, 2003. Citado na página 24.

TIMETOAST. *Evolution of the Light Bulb.* n.d. Accesso em: 02/04/2023. Disponível em: <a href="https://www.timetoast.com/timelines/">https://www.timetoast.com/timelines/</a> evolution-of-the-light-bulb-58933f7d-22e8-422e-bb01-f4ba47e87b12>. Citado na página 23.

TRIDAN. *Evolução da lâmpada elétrica ao longo do tempo*. 2019. Accesso em: 28/01/2023. Disponível em: <a href="https://tridan.com.br/blog/iluminacao-evolucao/">https://tridan.com.br/blog/iluminacao-evolucao/</a>. Citado na página 23.

TSESMELIS, T. *Measuring and understanding light in real life scenarios*. Tese (Doutorado) — Università degli Studi di Verona, 2019. Citado na página 58.

TSESMELIS, T. et al. An integrated light management system with real-time light measurement and human perception. *Lighting Research & Technology*, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 53, n. 1, p. 74–88, 2021. Citado na página 58.

TUTORIALS, E. *Butterworth filter design*. n.d. Accesso em: 29/01/2023. Disponível em: <a href="https://www.electronics-tutorials.ws/filter/filter\_8.html">https://www.electronics-tutorials.ws/filter/filter\_8.html</a>. Citado na página 68.

U, E. . *Butterworth Filter: What is it? (Design and Applications)*. 2021. Accesso em: 29/01/2023. Disponível em: <a href="https://www.electrical4u.com/butterworth-filter/">https://www.electrical4u.com/butterworth-filter/</a>. Citado na página 68.

VATANSEVER, Z.; LIAN, J.; BRANDT-PEARCE, M. Indoor mapping using the vlc channel state information. In: *2018 52nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 428–432. Citado 9 vezes nas páginas 15, 28, 30, 31, 34, 35, 54, 82 e 83.

WANG, C. et al. The research of indoor positioning based on visible light communication. *China Communications*, v. 12, n. 8, p. 85–92, 2015. Citado 4 vezes nas páginas 25, 30, 37 e 41.

WEI, H.; YAO, H. Indoor visible light location algorithm based on virtual fingerprint database. In: *2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 2412–2415. Citado 7 vezes nas páginas 15, 37, 38, 39, 54, 82 e 83.

WIKIWAND. *Teorema da aproximação universal*. n.d. Accesso em: 29/01/2023. Disponível em: <a href="https://www.wikiwand.com/pt/Teorema\_da\_aproxima%C3%A7%C3%A3o\_universal">https://www.wikiwand.com/pt/Teorema\_da\_aproxima%C3%A7%C3%A3o\_universal</a>. Citado na página 69.

WITZEL, D. Dialux evo—new calculation method. *DIAL,[Online].*, n.d. Accesso em: 20/03/2022. Disponível em: <a href="https://www.dial.de/fileadmin/documents/dialux/DIALux\_downloads/DIALux\_evo-\_New\_calculation\_method.pdf">https://www.dial.de/fileadmin/documents/dialux/DIALux\_downloads/DIALux\_evo-\_New\_calculation\_method.pdf</a>>. Citado 2 vezes nas páginas 58 e 59.

WOLCOTT, R. W.; EUSTICE, R. M. Visual localization within lidar maps for automated urban driving. In: 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. [S.l.: s.n.], 2014. p. 176–183. Citado na página 24.

YANG, S.-H. et al. Indoor three-dimensional location estimation based on led visible light communication. *Electronics Letters*, IET, v. 49, n. 1, p. 54–56, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 82 e 83.

YANG, S.-H. et al. Visible light based high accuracy indoor localization using the extinction ratio distributions of light signals. *Microwave and Optical Technology Letters*, Wiley Online Library, v. 55, n. 6, p. 1385–1389, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 82 e 83.

YU, Y. et al. Indoor visible light localization algorithm with the optimal optical angle-of-arrival estimator. In: *2021 2nd Information Communication Technologies Conference (ICTC)*. [S.l.: s.n.], 2021. p. 194–198. Citado 6 vezes nas páginas 30, 48, 51, 54, 82 e 83.

ZHANG, C. et al. Indoor visible light positioning method based on tdoa and fingerprint. In: 2021 *IEEE International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI).* [S.l.: s.n.], 2021. p. 397–401. Citado 5 vezes nas páginas 15, 44, 46, 47 e 54.

ZHANG, W.; CHOWDHURY, M. S.; KAVEHRAD, M. Asynchronous indoor positioning system based on visible light communications. *Optical Engineering*, SPIE, v. 53, n. 4, p. 045105, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 82 e 83.

ZHAO, C.; ZHANG, H.; SONG, J. Fingerprint and visible light communication based indoor positioning method. In: *2017 9th International Conference on Advanced Infocomm Technology* (*ICAIT*). [S.l.: s.n.], 2017. p. 204–209. Citado 8 vezes nas páginas 15, 37, 40, 41, 53, 54, 82 e 83.

ZHENG, X. et al. A new vlc localization system with the assistance of rgb-d camera. In: 2018 Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation and Location-Based Services (UPINLBS). [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–5. Citado na página 24.

ZHUANG, Y. et al. A survey of positioning systems using visible led lights. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, v. 20, n. 3, p. 1963–1988, 2018. Citado 9 vezes nas páginas 26, 28, 30, 31, 32, 44, 48, 53 e 82.

## Anexos

# ANEXO A – Exemplo de arquivo .IES

90 91 92 93 94 95 96 97 98 99 100 101 102 103 104 105 106 107 108 109 110 111 112 113 114 115 116 117 118 119

120 121 122 123 124 125 126 127 128 129 130 131 132 133 134 135 136 137 138 139 140 141 142 143 144 145 146 147 148 149 150 151 152 153 154 155 156 157 158 159 160 161 162 163 164 165 166 167 168 169 170 171 172 173 174 175 176 177 178 179

180

0 90 180 270 360

357.36 357.1 356.69 356.04 355.23 354.32 353.22 352.04 350.72 349.26 347.55 345.83 343.87 341.89 339.67 337.36 334.86 332.23 329.58 326.8 323.9 320.94 317.82 314.59 311.25 307.84 304.24 300.62 296.83 293.04

289.12 285.11 280.97 276.84 272.57 268.28 263.82 259.38 254.84 250.23 245.55 240.85 236.09 231.26 226.35 221.35 216.33 211.29 206.21 201.03 195.88 190.48 185.2 179.94 174.55 169.14 163.71 158.28 152.83 147.34

141.89 136.37 130.9 125.38 119.82 114.26 108.75 103.23 97.72 92.26 86.79 81.32 76.02 70.61 65.27 60.07 54.92 49.77 44.77 39.8 34.88 30.1 25.4 20.84 16.44 12.11 8.08 4.42 1.87 0.39

0.41 0.43 0.43 0.47 0.47 0.52 0.54 0.54 0.6 0.6 0.62 0.67 0.69 0.73 0.73 0.78 0.8 0.84 0.86 0.88 0.9 0.95 0.99 0.99 1.06 1.06 1.08 1.12 1.16 1.19

1.21 1.25 1.25 1.29 1.34 1.36 1.4 1.42 1.44 1.47 1.49 1.53 1.55 1.59 1.62 1.64 1.64 1.7 1.7 1.72 1.77 1.79 1.81 1.83 1.85 1.87 1.92 1.94 1.94 1.94

2.31

359.04 359.21 359.19 359.1 358.85 358.44 357.98 357.29 356.43 355.42 354.21 352.92 351.48 349.86 348.11 346.26 344.21 342.08 339.75 337.3 334.67 331.93 329.15 326.22 323.16 319.97 316.7 313.36 309.85 306.29

302.63 298.88 295.02 291.04 286.99 282.85 278.67 274.36 269.98 265.55 261.06 256.5 251.8 247.1 242.3 237.47 232.6 227.69 222.71 217.65 212.63 207.5 202.24 196.94 191.75 186.43 181.06 175.67 170.22 164.81

159.43 153.93 148.39 142.86 137.38 131.85 126.33 120.75 115.19 109.67 104.16 98.64 93.13 87.65 82.2 76.82 71.58 66.24 61 55.79 50.74 45.66 40.66 35.81 31.05 26.31 21.78 17.32 13.01 8.9

5.09 2.18 0.37 0.37 0.39 0.41 0.41 0.45 0.45 0.47 0.47 0.52 0.56 0.58 0.56 0.6 0.65 0.67 0.69 0.73 0.73 0.75 0.82 0.84 0.84 0.88 0.9 0.93 0.97 0.99

1.01 1.06 1.08 1.12 1.16 1.19 1.23 1.23 1.27 1.31 1.34 1.36 1.4 1.42 1.44 1.49 1.53 1.53 1.57 1.62 1.64 1.66 1.68 1.7 1.72 1.77 1.81 1.81 1.85 1.87

1.9 1.94 1.94 1.94 2 2.03 2.05 2.07 2.09 2.11 2.15 2.13 2.15 2.18 2.22 2.22 2.22 2.24 2.26 2.28 2.28 2.28 2.31 2.31 2.31 2.31 2.33 2.33 2.33

2.31

357.36 357.53 357.57 357.51 357.23 356.76 356.11 355.33 354.41 353.37 352.12 350.76 349.34 347.75 346 344.15 342.12 339.97 337.71 335.29 332.75 330.21 327.52 324.65 321.74 318.53 315.36 311.98 308.55 304.98

301.36 297.63 293.77 289.81 285.78 281.73 277.48 273.22 268.97 264.51 260.03 255.51 250.81 246.13 241.35 236.54 231.63 226.7 221.65 216.57 211.53 206.44 201.25 195.99 190.73 185.43 180.13 174.75 169.3 163.82

158.33 152.85 147.32 141.74 136.26 130.64 125.06 119.5 113.9 108.3 102.78 97.24 91.66 86.19 80.74 75.26 69.9 64.53 59.21 53.95 48.8 43.68 38.68 33.81 29.02 24.35 19.78 15.34 11.05 6.98

3.47 1.14 0.37 0.37 0.39 0.39 0.39 0.39 0.41 0.41 0.43 0.43 0.45 0.45 0.47 0.5 0.54 0.6 0.6 0.6 0.65 0.67 0.67 0.69 0.73 0.78 0.8 0.82 0.84 0.88

0.88 0.95 0.97 1.01 1.01 1.06 1.08 1.12 1.14 1.16 1.21 1.23 1.25 1.27 1.31 1.34 1.4 1.42 1.42 1.44 1.47 1.49 1.53 1.57 1.57 1.62 1.64 1.64 1.68 1.7

1.75 1.75 1.77 1.81 1.83 1.83 1.87 1.87 1.87 1.92 1.94 1.96 1.96 2.05 2.09 2.11 2.13 2.13 2.13 2.15 2.15 2.15 2.15 2.15 2.18 2.18 2.18 2.26 2.26

2.31

359.04 358.61 358 357.34 356.41 355.42 354.23 352.85 351.43 349.82 348.07 346.15 344.09 341.97 339.71 337.28 334.76 332.13 329.48 326.52 323.42 320.3 317.04 313.7 310.26 306.7 303.02 299.2 295.32 291.34

287.35 283.26 279.01 274.68 270.31 265.87 261.37 256.76 252.14 247.43 242.66 237.86 232.97 228.01 223.01 217.93 212.89 207.74 202.56 197.37 192.14 186.86 181.56 176.28 170.93 165.5 160.03 154.56 149.08 143.59

138.1 132.56 127.02 121.48 115.94 110.39 104.89 99.42 93.92 88.45 83.02 77.63 72.29 66.97 61.65 56.41 51.28 46.18 41.2 36.39 31.59 26.93 22.41 17.97 13.7 9.65 5.86 2.74 0.84 0.78

0.73 0.67 0.6 0.54 0.47 0.41 0.43 0.45 0.45 0.47 0.5 0.56 0.58 0.6 0.62 0.65 0.67 0.69 0.75 0.8 0.78 0.82 0.82 0.88 0.9 0.93 0.97 0.99 1.01

1.06 1.08 1.08 1.12 1.19 1.21 1.23 1.23 1.29 1.31 1.31 1.42 1.42 1.47 1.51 1.55 1.59 1.64 1.66 1.66 1.68 1.7 1.7 1.72 1.72 1.75 1.75 1.77 1.81 1.83

1.83 1.87 1.87 1.87 1.92 1.94 1.96 1.98 2 2.07 2.07 2.09 2.09 2.11 2.11 2.13 2.13 2.15 2.15 2.2 2.22 2.22 2.24 2.26 2.26 2.28 2.28 2.31 2.33

2.31

359.04 358.61 358 357.34 356.41 355.42 354.23 352.85 351.43 349.82 348.07 346.15 344.09 341.97 339.71 337.28 334.76 332.13 329.48 326.52 323.42 320.3 317.04 313.7 310.26

306.7 303.02 299.2 295.32 291.34

287.35 283.26 279.01 274.68 270.31 265.87 261.37 256.76 252.14 247.43 242.66 237.86 232.97 228.01 223.01 217.93 212.89 207.74 202.56 197.37 192.14 186.86 181.56 176.28 170.93 165.5 160.03 154.56 149.08 143.59

138.1 132.56 127.02 121.48 115.94 110.39 104.89 99.42 93.92 88.45 83.02 77.63 72.29 66.97 61.65 56.41 51.28 46.18 41.2 36.39 31.59 26.93 22.41 17.97 13.7 9.65 5.86 2.74 0.84 0.78

0.73 0.67 0.6 0.54 0.47 0.41 0.43 0.45 0.45 0.47 0.5 0.56 0.58 0.6 0.62 0.65 0.67 0.69 0.75 0.8 0.78 0.82 0.82 0.88 0.9 0.93 0.97 0.99 1.01

1.06 1.08 1.08 1.12 1.19 1.21 1.23 1.23 1.29 1.31 1.31 1.42 1.42 1.47 1.51 1.55 1.59 1.64 1.66 1.66 1.68 1.7 1.7 1.72 1.72 1.75 1.75 1.77 1.81 1.83

1.83 1.87 1.87 1.87 1.92 1.94 1.96 1.98 2 2.07 2.07 2.09 2.09 2.11 2.11 2.13 2.13 2.15 2.15 2.2 2.22 2.22 2.24 2.26 2.26 2.28 2.28 2.31 2.33

2.31