

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

**LOCALIZAÇÃO DE USUÁRIOS EM AMBIENTES
INTELIGENTES UTILIZANDO RFID ATIVO E
FILTRO DE KALMAN**

Marlon Marques Soudré

Brasília, Dezembro de 2014



**ENGENHARIA
MECATRÔNICA**
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

**LOCALIZAÇÃO DE USUÁRIOS EM AMBIENTES
INTELIGENTES UTILIZANDO RFID ATIVO E
FILTRO DE KALMAN**

Marlon Marques Soudré

Relatório submetido como requisito parcial para obtenção
do grau de Engenheiro de Controle e Automação.

Banca Examinadora

Prof. Dr. Ing. Adolfo Bauchspiess, UnB/ ENE
(Orientador)

Prof. Dr. Eng. Renato Alves Borges, UnB/ ENE
(Co-orientador)

Prof. Dr. Eng. Eduardo Stockler Tognetti,
UnB/ENE

Examinador Interno

Brasília, Dezembro de 2014

FICHA CATALOGRÁFICA

SOUDRÉ, MARLON MARQUES

LOCALIZAÇÃO DE USUÁRIOS EM AMBIENTES INTELIGENTES UTILIZANDO RFID ATIVO E FÍLTRO DE KALMAN

[Distrito Federal] 2014.

xiv, 94p., 297 mm (FT/UnB, Engenheiro, Controle e Automação, Ano). Trabalho de Graduação – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

1. Automação
2. Rastreamento

I. Mecatrônica/FT/UnB

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

SOUDRÉ, M.M, (2014). Sistema RFID Para Localização De Usuários Em Ambientes Inteligentes Visando A Racionalização Do Consumo De Energia Elétrica. Trabalho de Graduação em Engenharia de Controle e Automação, Publicação FT.TG-nº10, Faculdade de Tecnologia, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 94p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Marlon Marques Soudré.

TÍTULO DO TRABALHO DE GRADUAÇÃO: Localização de Usuários em Ambientes Inteligentes Utilizando RFID Ativo e Filtro de Kalman

GRAU: Engenheiro de Controle e Automação

ANO: 2014

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias deste Trabalho de Graduação e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desse Trabalho de Graduação pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

RESUMO

Inserida em uma realidade de constante preocupação com o desenvolvimento sustentável, e consequentemente com eficiência energética, a automação predial tem ganhado cada vez mais força, visando não só o conforto e o bem estar de seus usuários como também uma nova forma de minimizar gastos. Nesse sentido, o presente trabalho traz uma proposta de automação predial baseada no rastreamento *indoor* de usuários através do uso de identificação por rádio frequência e processamento de imagens, visando a racionalização do consumo energético. Para tanto, foi elaborado no Laboratório de Automação e Robótica-LARA da Universidade de Brasília, um sistema RFID (do inglês, *Radio Frequency Identification*) juntamente com um sistema de câmeras, aos quais fosse possível a obtenção de dados consistentes a ponto de se treinar uma rede neural artificial (RNA) para identificar a coordenada (x,y) de um usuário que se encontrasse no interior do laboratório. Uma vez realizado o treinamento e validação da rede, lançou-se mão de um recurso de filtragem que melhorasse a qualidade da resposta da mesma, a saber, o filtro de Kalman, obtendo-se resultados expressivos para um erro de até 30cm de precisão.

Palavras-chave: Rastreamento *indoor*, RFID, Redes Neurais Artificiais, Filtro de Kalman, Processamento de Imagens.

ABSTRACT

Inserted in a reality of constant concern for sustainable development and therefore with energy efficiency, building automation has gained increasing strength, aimed not only the comfort and well-being of its users but also a new way to minimize and optimize costs. In this sense, this work brings a proposal for building automation based on indoor tracking of users through the use of radio frequency identification and image processing, in order to rationalize energy consumption. Therefore, we designed in the Automation and Robotics Laboratory-LARA of the University of Brasilia, a RFID (Radio Frequency Identification) plus camera system, in order to obtain consistent data for training an artificial neural network (ANN) to identify the coordinated (x,y) of a user inside the laboratory. Once the training and network

validation are done, it is employed a filter to improve the quality of the response of the neural network, namely, the Kalman filter, obtaining significant results for 30 cm of precision error.

Keywords: Indoor tracking , RFID , Artificial Neural Networks , Kalman Filter , Image Processing.

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO

| | | |
|-----|-----------------------------|---|
| 1.1 | ASPECTOS GERAIS | 1 |
| 1.2 | MOTIVAÇÃO | 2 |
| 1.3 | OBJETIVO DO TRABALHO | 3 |
| 1.4 | APRESENTAÇÃO DO TEXTO | 4 |

CAPÍTULO 2 MÉTODOS DE LOCALIZAÇÃO INDOOR

| | | |
|-------|--|----|
| 2.1 | TECNOLOGIAS DE RASTREAMENTO | 6 |
| 2.1.1 | RFID-Identificação por Radiofrequência | 6 |
| 2.1.2 | Sistema UWB | 7 |
| 2.1.3 | Sistema GPS-Indoor | 9 |
| 2.2 | ALGORITMOS DE RASTREAMENTO | 10 |
| 2.2.1 | Triangulação | 10 |
| 2.2.2 | Análise de Cenário | 11 |
| 2.2.3 | Proximidade | 12 |

CAPÍTULO 3 LOCALIZAÇÃO INDOOR RFID

| | | |
|-------|--|----|
| 3.1 | ORIGENS, VANTAGENS E APLICAÇÕES DE SISTEMAS RFID | 13 |
| 3.2 | COMPONENTES DE UM SISTEMA RFID | 17 |
| 3.2.1 | Etiquetas | 17 |
| 3.2.2 | Leitora | 20 |
| 3.2.3 | Antena | 22 |
| 3.2.3 | Middleware | 23 |
| 3.3 | RSSI (<i>RECEIVED SIGNAL STRENGTH INDICATOR</i>) | 24 |
| 3.4 | PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS | 26 |
| 3.5 | FILTRO DE KALMAN | 28 |
| 3.5.1 | Filtro de Kalman Discreto | 29 |
| 3.6 | REDES NEURAIS ARTIFICIAIS | 31 |
| 3.6.1 | Características Gerais das Redes Neurais Artificiais | 32 |
| 3.6.2 | Perceptron Multicamadas | 33 |

CAPÍTULO 4 CENÁRIO DE TESTES

| | | |
|-------|---|----|
| 4.1 | O SISTEMA PROPOSTO | 35 |
| 4.2 | MATERIAIS UTILIZADOS | 36 |
| 4.2.1 | Hardware do Sistema RFID | 36 |
| 4.2.2 | Middleware do Sistema RFID | 38 |
| 4.2.3 | Câmera LifeCam VX-600 | 39 |
| 4.2.4 | Neural Network Toolbox do Matlab | 40 |
| 4.3 | MÉTODOS | 40 |
| 4.3.1 | Definição do Ambiente de Testes | 41 |
| 4.3.2 | Definição do Posicionamento das Leitoras, Antenas e Câmeras | 42 |
| 4.3.3 | Aquisição dos Dados | 43 |
| 4.3.4 | Preparação dos Dados para Treinamento e Validação | 46 |
| 4.3.5 | Treinamento e Validação da Rede Neural Artificial | 48 |
| 4.3.6 | Aplicação do Filtro de Kalman | 49 |

CAPÍTULO 5 RESULTADOS

| | | |
|-----|---|----|
| 5.1 | IDENTIFICAÇÃO POR IMAGEM DA MOVIMENTAÇÃO DO USUÁRIO | 52 |
| 5.2 | TREINAMENTO DA REDE NEURAL ARTIFICIAL | 56 |
| 5.3 | APLICAÇÃO DO FILTRO DE KALMAN | 57 |
| 5.4 | COMPARATIVO ENTRE AS CONFIGURAÇÕES 1 E 2 | 68 |

CAPÍTULO 6 CONCLUSÃO

| | | |
|-----|----------------------------|----|
| 6.1 | PERSPECTIVAS FUTURAS | 72 |
|-----|----------------------------|----|

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....73

APÊNDICES

Apêndice A – Processamento de Imagens.....75

LISTA DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 1.1 - Consumo de energia elétrica em prédios públicos no Brasil (LAMBERTS, 2010). | 2 |
| Figura 2. 1 Sistema de rastreamento utilizando tecnologia UWB, [4]..... | 9 |
| Figura 2. 2 - Técnica de Rastreamento utilizando Triangulação por lateração..... | 11 |
| Figura 2. 3 - Técnica de rastreamento utilizando triangulação por angulação..... | 11 |
| Figura 3. 1 - Linha temporal de evolução do sistema RFID. | 15 |
| Figura 3. 2 - Topologia interna de uma leitora..... | 21 |
| Figura 3. 3 - Polarização linear (a),circular (b) e elíptica (c), [9]. | 23 |
| Figura 3. 4 - Decaimento da potência de um sinal de rádio com a distância, [2]. | 25 |
| Figura 3. 5 - Comportamento do RSSI em teste de longa duração (48 horas), [2]. | 26 |
| Figura 3. 6 - Espectro Eletromagnético com destaque para a região visual humana. | 27 |
| Figura 3. 7 - Ciclo do processo do Filtro de Kalman. | 29 |
| Figura 3. 8 - Funções de probabilidade de uma medição hipotética, [14]. | 31 |
| Figura 3. 9 - Estrutura básica de um neurônio artificial..... | 33 |
| Figura 3. 10 - Arquitetura de uma rede MLP com duas camadas ocultas, [3]. | 34 |
| Figura 4. 1 - Leitora L-RX900. | 36 |
| Figura 4. 2 - Antena L-AN200 stub e seu diagrama de radiação. | 37 |
| Figura 4. 3 - Etiqueta Ativa L-TG501 MS..... | 38 |
| Figura 4. 4 - Etiqueta Ativa L-TG501 MS..... | 39 |
| Figura 4. 5 - Câmera LifeCam VX-600. | 39 |
| Figura 4. 6 - Tela de interface gráfica de treinamento e teste da Neural Network Toolbox.... | 40 |
| Figura 4. 7 - Proposta do Algoritmo de Rastreamento..... | 41 |
| Figura 4. 8 - Fluxograma da metodologia adotada para execução do projeto. | 41 |
| Figura 4. 9 - Laboratório de Automação e Robótica-LARA, com destaque para o ambiente onde foram realizados os testes. | 42 |

| | |
|--|----|
| Figura 4. 10 - Sala de testes particionada em três ambientes, com destaque para o posicionamento das leitoras identificadas como 0, 1, 2 e 3. | 43 |
| Figura 4. 11- Usuário portando identificador vermelho preso ao pé e etiqueta RFID ativa fixada (a) ao peito e (b) ao pé, abaixo do identificador..... | 45 |
| Figura 4. 12- Coordenada (x,y) representada pelo asterisco azul e referente a identificação do marcador vermelho fixado ao pé do usuário. | 47 |
| Figura 5. 1- Identificação via processamento de imagens da movimentação do usuário, nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3, a fim de adquirir dados para treinamento e empregando a configuração 1. | 53 |
| Figura 5. 2- Identificação via processamento de imagens da movimentação do usuário, nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3, a fim de adquirir dados para validação e empregando a configuração 1. | 53 |
| Figura 5. 3- Identificação via processamento de imagens da movimentação do usuário, nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3, a fim de adquirir dados para treinamento e empregando a configuração 2. | 55 |
| Figura 5. 4 - Identificação via processamento de imagens da movimentação do usuário, nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3, a fim de adquirir dados para validação e empregando a configuração 2. | 55 |
| Figura 5. 5 - Validação do modelo do filtro de Kalman para os dados de treinamento nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3. Os círculos em azul representam a identificação por processamento de imagens e os asteriscos vermelhos representam a resposta do filtro. | 57 |
| Figura 5. 6 - Estimação do filtro de Kalman (preto) utilizado na fusão sensorial entre a resposta da rede neural (azul) e o reconhecimento por processamento de imagem (vermelho), nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3, empregando a configuração 1. | 58 |
| Figura 5. 7 - Gráfico da coordenada X pelo deslocamento no ambiente 1, por meio da configuração 1 (unidades expressas em pixel). | 58 |
| Figura 5. 8 - Gráfico da coordenada Y pelo deslocamento no ambiente 1, por meio da configuração 1 (unidades expressas em pixel). | 59 |
| Figura 5. 9 - Gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 1 da configuração 1. | 59 |
| Figura 5. 10- Gráfico da coordenada X pelo deslocamento no ambiente 2, por meio da configuração 1 (unidades expressas em pixel). | 60 |
| Figura 5. 11- Gráfico da coordenada Y pelo deslocamento no ambiente 2, por meio da configuração 1 (unidades expressas em pixel). | 60 |
| Figura 5. 12- Gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 2 da configuração 1. | 61 |

| | |
|--|----|
| Figura 5. 13- Gráfico da coordenada X pelo deslocamento no ambiente 3, por meio da configuração 1 (unidades expressas em pixel)..... | 61 |
| Figura 5. 14- Gráfico da coordenada Y pelo deslocamento no ambiente 3, por meio da configuração 1 (unidades expressas em pixel)..... | 62 |
| Figura 5. 15- Gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 3 da configuração 1..... | 63 |
| Figura 5. 16- Estimação do filtro de Kalman (preto) utilizado na fusão sensorial entre a resposta da rede neural (azul) e o reconhecimento por processamento de imagem (vermelho), nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3, empregando a configuração 2. | 63 |
| Figura 5. 17- Gráfico da coordenada X pelo deslocamento no ambiente 1, por meio da configuração 2 (unidades expressas em pixel)..... | 63 |
| Figura 5. 18- Gráfico da coordenada Y pelo deslocamento no ambiente 1, por meio da configuração 2 (unidades expressas em pixel)..... | 64 |
| Figura 5. 19- Gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 1 da configuração 2..... | 65 |
| Figura 5. 20- Gráfico da coordenada X pelo deslocamento no ambiente 2, por meio da configuração 2 (unidades expressas em pixel)..... | 65 |
| Figura 5. 21- Gráfico da coordenada Y pelo deslocamento no ambiente 2, por meio da configuração 2 (unidades expressas em pixel)..... | 66 |
| Figura 5. 22- Gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 2 da configuração 2..... | 66 |
| Figura 5. 23- Gráfico da coordenada X pelo deslocamento no ambiente 3, por meio da configuração 2 (unidades expressas em pixel)..... | 67 |
| Figura 5. 24- Gráfico da coordenada Y pelo deslocamento no ambiente 3, por meio da configuração 2 (unidades expressas em pixel)..... | 67 |
| Figura 5. 25- Gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 3 da configuração 2..... | 68 |
| Figura Apêndice A 1- Reprodução fotográfica obtida em 1922 a partir de fita perfurada e utilizando cinco níveis de cinza, [11]..... | 77 |
| Figura Apêndice A 2 - Imagens da Lua transmitidas pelaRanger 7 e processadas com o objetivo de se minimizar distorções. | 77 |
| Figura Apêndice A 3 - Elementos de um sistema de processamento de imagens. | 78 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|----|
| Tabela 3. 1 - Comparação entre características de etiquetas em diferentes faixas de operação. | 20 |
| Tabela 4. 1 Trecho dos dados provenientes do sistema RFID em ordem cronológica de chegada..... | 44 |
| Tabela 5. 1 - Trecho dos dados provenientes do sistema RFID em ordem cronológica de chegada..... | 56 |

LISTA DE SÍMBOLOS

Subscritos

k Instante de tempo

Sobrescritos

T Indicador de transposição

– Indicador de predição

Símbolos

x Representa as variáveis de estados do sistema

u Vetor de entradas de controle

w Vetor que transmite as fontes de erro do sistema

A Matriz de correlação de estados

B Matriz que correlaciona o controle ao estado

C Matriz de correlação do erro

P Matriz de covariância do erro

Q Matriz de covariância do ruído do processo

H Matriz de correlação entre medição e estado

K Ganho do sistema

θ Ângulo de orientação do usuário

Siglas

EKF *Extended Kalman Filter*

EPC *Electronic Product Code*

FCC *Federal Communication Commission*

GPS *Global Positioning Systems*

IEEE Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos

KF *Kalman Filter*

LARA Laboratório de Automação e Robótica

LPS *Local Positioning System*

MIT *Massachusetts Institute of Technology*

MLP *Multilayer Perceptron*

PDI Processamento Digital de Imagens

PNE Plano Nacional de Energia

| | |
|------|--|
| PoE | <i>Power over Ethernet</i> |
| RFID | <i>Radio Frequency Identification</i> |
| RGB | <i>Red, Green e Blue</i> |
| RNA | <i>Rede Neural Artificial</i> |
| RSSI | <i>Received signal strength indication</i> |
| UKF | <i>Uncented Kalman Filter</i> |
| UWB | <i>Ultra Wildband</i> |

CAPÍTULO 1

1. INTRODUÇÃO

A primeira seção deste capítulo traz uma visão geral do cenário de aplicação do presente trabalho, ressaltando os aspectos que giram em torno da localização indoor, bem como suas implicações. Nas seguintes seções é apresentado um breve retrospecto acerca dos trabalhos já desenvolvidos em áreas correlatas a este, juntamente com os objetivos e contribuições esperadas para o mesmo. Por fim, na última seção, é apresentada a estrutura do texto assim como um resumo do conteúdo referente aos demais capítulos.

1.1. ASPECTOS GERAIS

Nas últimas décadas tem sido crescente as discussões acerca do que se denomina desenvolvimento sustentável e suas implicações. Essa ideia partiu do conceito de eco desenvolvimento proposto durante a Primeira Conferência das Nações Unidas sobre o Meio Ambiente e Desenvolvimento, em Estocolmo, Suécia, em 1972 e tem como uma possível definição o desenvolvimento capaz de suprir as necessidades da geração atual, sem comprometer a capacidade de atender as necessidades das futuras gerações, ou seja, é o desenvolvimento que não esgota os recursos para o futuro.

Partindo desse princípio faz-se necessário uma reavaliação do quadro de necessidades básicas à vida humana e que, ao mesmo tempo, sejam de relevante impacto ambiental, como o caso da energia elétrica e seu consumo. É sabido que a energia proveniente das hidroelétricas é a mais utilizada no Brasil, sendo boa parte desse uso corresponde a prédios públicos, comerciais e escritórios, como ilustrado na Figura 1.1. Desse modo é necessária a criação de uma política que evite desperdícios e preze pela eficiência energética.

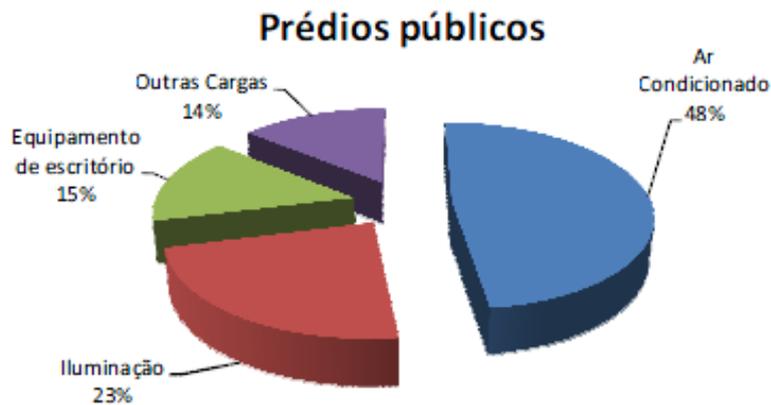


Figura 1.1 - Consumo de energia elétrica em prédios públicos no Brasil (LAMBERTS, 2010).

Nesse cenário, a automação predial tem ganhado cada vez mais força, visando não só o conforto e bem estar de seus usuários como também uma nova forma de minimizar e otimizar gastos. Surge então, a ideia dos ambientes inteligentes, que através de aplicações como sistemas de controle de acesso e o rastreamento de usuários indoor, possibilitam o gerenciamento de energia (controle de equipamentos de ar condicionado, elevadores, escadas rolantes, etc).

Assim, o presente trabalho traz a proposta de um rastreamento *indoor* por meio do uso da tecnologia de rádio frequência na automação predial visando à racionalização do consumo energético, no qual o objetivo é localizar os usuários de forma precisa nos ambientes do Laboratório de Automação e Controle (LARA) possibilitando o controle da iluminação e dos aparelhos de ar condicionado com base nas informações de tal localização.

1.2 MOTIVAÇÃO

O Plano Nacional de Energia - PNE 2030 tem como objetivo o planejamento de longo prazo do setor energético do país, orientando tendências e balizando as alternativas de expansão desse segmento nas próximas décadas. Esse plano prevê uma evolução no consumo de energia elétrica de 375 TWh, em 2005, para valores entre 850 e 1.250 TWh, em 2030,[1].

Dentre os assuntos tratados pelo PNE 2030, existe um caderno temático inteiro cujo enfoque é a eficiência energética. Assim, fica clara a importância de se desenvolver pesquisas que tragam soluções acerca deste tema e que possam contribuir para desenvolvimento de ambientes que sejam de fato eficientes.

O LARA, da Universidade de Brasília, vem desenvolvendo estudos nos quais o enfoque é a utilização da tecnologia de identificação por radio frequência (RFID – do inglês, *Radio*

Frequency Identification) para rastrear usuários dentro das limitações do laboratório e utilizar tais informações para atuar no controle da iluminação e dos aparelhos de ar condicionado. Os estudos se iniciaram com Fonseca, [2], tendo continuidade com Silva Júnior, [3], Oliveira e Rocha, [4], dentre outros, que desenvolveram seus trabalhos no dimensionamento dos equipamentos RFID e construção de sistemas de rastreamento tanto com etiquetas ativas como com etiquetas passivas.

No trabalho em que se desenvolveu um sistema de rastreamento por meio da tecnologia de etiquetas passivas, notou-se que as mesmas sofriam grandes interferências inerentes ao suor do pé do usuário e de sua própria integridade física, uma vez que a etiqueta foi utilizada entre a palmilha e a sola do sapato do usuário, sendo o componente mais crítico do sistema. Existia ainda o fator do curto alcance de comunicação entre etiquetas e leitoras, sendo necessária a colocação de antenas nos portais que dividiam os ambientes para que o usuário, ao transpor de um ambiente a outro, pudesse passar com o pé bem próximo a tais antenas, permitindo a identificação do usuário.

Já nos trabalhos desenvolvidos com etiquetas ativas, foram utilizadas técnicas de rastreamento baseadas em triangulação e algumas de suas variantes e/ou análise de cenários. Todavia, encontraram-se muitas dificuldades quanto ao sinal proveniente das etiquetas, principalmente devido a grande interferência eletromagnética existente no laboratório.

1.3 OBJETIVO DO TRABALHO

O objetivo geral do trabalho é desenvolver um sistema de rastreamento *indoor* de usuário dentro do LARA utilizando-se dos dados provenientes de etiquetas RFID ativas e das imagens de uma câmera fixada ao teto do laboratório. Desse modo, é possível localizar o usuário em termos de suas coordenadas.

Em aspectos mais específicos, os dados provenientes da câmera têm a finalidade de servirem como “*groundtruth*”, ou seja, uma posição exata do usuário dentro do ambiente, sendo utilizados como referência para o treinamento supervisionado de uma rede neural em que os dados de entrada correspondem aos sinais de potência emitidos pelas etiquetas ativas e recebidos pelas leitoras.

Uma vez treinada a rede, para melhorar seu desempenho utiliza-se um método de filtragem baseado no filtro de Kalman, ocorrendo uma fusão sensorial entre os dados provenientes do sistema RFID e da câmera.

De forma mais explicativa, os objetivos do trabalho se dividem em:

Objetivos Gerais

Montar um sistema de localização *indoor* RFID que seja capaz de localizar as coordenadas (x,y) de um usuário dentro de um ambiente pré determinado.

Objetivos Específicos

Obter dados consistentes provenientes da sincronização de um sistema RFID com um sistema de câmeras envolvendo processamento de imagens de modo a se treinar uma rede neural artificial que forneça em sua saída a localização da coordenada (x,y) de um usuário dentro do Laboratório de Automação e Robótica. Feito isso, implementar uma fusão sensorial via filtro de Kalman, entre a resposta da rede e os dados provenientes do processamento de imagens, que melhore a localização do portador da etiqueta RFID.

1.4 APRESENTAÇÃO DO TEXTO

O manuscrito está dividido em 6 capítulos, sendo este primeiro introdutório, contendo desde uma breve revisão teórica acerca dos métodos e tecnologias abordados, passando por uma descrição detalhada do cenário de testes e apresentação dos resultados e terminando com uma conclusão acerca dos mesmos.

No Capítulo 2 são apresentados alguns dos métodos de localização *indoor* mais comuns, destacando-se as tecnologias e algoritmos de rastreamento.

Dando segmento à revisão bibliográfica, o Capítulo 3 traz um enfoque no rastreamento *indoor* RFID bem como ferramentas auxiliares para implementação e validação do mesmo utilizadas neste trabalho, como o processamento de imagens, filtro de Kalman e redes neurais artificiais.

O Capítulo 4 aborda em detalhes os elementos envolvendo o cenário de testes, tais como os materiais utilizados e as estratégias e metodologias adotadas para realização dos experimentos.

Os resultados obtidos são apresentados Capítulo 5, juntamente com uma análise crítica dos mesmos.

Por fim, no Capítulo 6 são apresentadas conclusões acerca de todo o trabalho desenvolvido, bem como sugestões e perspectivas para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

2. MÉTODOS DE LOCALIZAÇÃO INDOOR

Rastrear pessoas, animais e produtos é uma prática não muito recente que tem sido cada vez mais utilizada mediante a evolução e variedade de tecnologias desenvolvidas para esse fim e das vantagens provenientes das mesmas, seja em termos de economia, segurança ou conforto do usuário. Existem duas grandes divisões em se tratando de sistemas de rastreamento: o rastreamento *outdoor* e o rastreamento *indoor*.

Os sistemas que dão suporte à localização utilizando-se da estimativa da posição de objetos e pessoas em ambientes *outdoor* mais conhecidos pelo público de maneira geral são os sistemas GNSS (do inglês, Global Navigation satellite System), sendo o mais conhecido atualmente o GPS (do inglês *Global Positioning Systems*) dos Estados Unidos. Esse sistema foi inicialmente desenvolvido para uso militar, mas já conta com inúmeras aplicações civis. Um exemplo disso são os *smartphones* que possuem GPS integrado, permitindo que o usuário se utilize da rede de satélites para encontrar sua posição e traçar rotas até o destino desejado, acessar em tempo real as condições de trânsito nas vias, encontrar a localização de seus amigos e familiares e até seu próprio *smartphone* em casos de furto.

Entretanto, o pequeno comprimento de onda do sinal de radiofrequência, o alto ruído produzido, e a reflexão dos sinais devido à presença de objetos metálicos tornam o GPS inapropriado para ambientes *indoor*. Sistemas para essa última configuração, também

conhecidos como LPS (*Local Positioning System*), são uma constante na robótica móvel e muitas soluções satisfatórias existem para tal finalidade. No entanto, relativo ao rastreamento de pessoas, faz-se necessário o cumprimento de alguns quesitos limitantes não existentes na robótica, tais como o tamanho e a comodidade dos equipamentos utilizados no sistema de rastreamento. Enquanto robôs podem embarcar dispositivos relativamente grandes, as pessoas devem portar algo que lhe passem despercebido.

Algumas técnicas de localização *indoor* tem sido estudadas e implementadas em todo o mundo. É evidente que a eficiência de tais técnicas varia dependendo da aplicação, sendo que algumas podem ter maior vantagem de uso com relação a outras. Contudo, um fator comum entre os diferentes métodos desenvolvidos é a busca pela precisão, custo e aproveitamento da infraestrutura existente no ambiente a ser explorado.

2.1 TECNOLOGIAS DE RASTREAMENTO

Em geral, o que se espera de um sistema de rastreamento para ambientes internos é que o mesmo ofereça certa tolerância a obstruções, possua alta taxa de atualização, tenha grande precisão, seja robusto e de baixo custo. O atendimento a tais requisitos irá variar dependendo da tecnologia que será aplicada, podendo se aproximar de alguns critérios e se afastar de outros. Normalmente, para aplicações de rastreamento são utilizadas tecnologias que podem ser classificadas segundo seu princípio de operação: Radiofrequência, Infravermelho e Ultrassom.

Os itens que seguem apresentarão algumas das técnicas mais comuns de localização em ambientes prediais.

2.1.1 RFID-Identificação por Radiofrequência

Identificação por radiofrequência ou RFID (do inglês, *Radio Frequency IDentification*) é um sistema de identificação que permite a leitura e escrita de dados através de sinais de rádio. Este sistema é composto por leitores e etiquetas RFID ou *tags* como são mais vulgarmente conhecidas, as quais estão normalmente ligadas fisicamente a um objeto ou pessoa, de forma a permitir a sua identificação e rastreamento. Os leitores transmitem sinais de rádio codificados de modo a interrogá-las, aos quais estas respondem com informação sobre a sua identificação, bem como outras informações que possam conter.

O sistema de radiofrequência oferece a vantagem de não sofrer dano devido a obstruções, uma vez que não há a necessidade de contato visual entre o receptor e o emissor. Em

contrapartida, este tipo de tecnologia sofre diversas interferências eletromagnéticas, devido a aparelhos eletrônicos presentes no ambiente de operação, metais e até com a própria água do corpo humano. Assim, em um ambiente contendo pessoas, móveis e objetos metálicos como aparelhos eletrônicos, por exemplo, o sinal de radiofrequência sofre reflexões que chegam em instantes diferentes no receptor, atrapalhando o sinal principal e levando a um fenômeno conhecido como “caminhos múltiplos”.

O presente trabalho apresenta a proposta de um sistema de rastreamento baseado na técnica de identificação por radiofrequência – RFID. Sendo assim, o próximo capítulo trará mais detalhes de tal técnica, discutindo princípios de sua aplicação bem como características dos sinais e limitações.

2.1.2 Sistema UWB

UWB é um acrônimo para “*Ultra Wideband*”, ou banda ultra larga em português, e, como muitas das tecnologias que conhecemos hoje, foi criada inicialmente com o intuito militar. Na década de 60 este tipo de transmissão encontrou aplicação nos radares militares e em comunicações secretas que exigiam alto nível de segurança. Somente em 2002 o FCC (do inglês, *Federal Communication Commission*), órgão Norte Americano responsável por regular as comunicações via rádio frequência ou via cabo, regulamentou o uso desta tecnologia para propósitos comerciais.

Essa tecnologia é comumente usada para o rastreamento, em tempo real, em ambientes internos e externos, podendo obter uma acurácia superior a 30 cm e um alcance de 10 m em ambientes internos e cerca de 10 cm com um alcance de até 2 km em ambientes abertos, segundo resultados divulgados pela empresa *Multispectral Solutions*. Outras características relevantes da UWB dizem respeito a sua transmissão pulsada e uma largura de banda que comumente é maior que 0,5 GHz ou maior que 20% da frequência da portadora, [5].

O rastreamento, a partir dessa tecnologia, é feito normalmente por um conjunto de receptores UWB em posições conhecidas e etiquetas emissoras de referência, também, em posições conhecidas. As posições das etiquetas em movimento são identificadas a partir da combinação das informações dos atrasos dos sinais dessas etiquetas a serem rastreadas e das etiquetas de referência. Para o rastreamento 2D são necessário utilizar três ou mais receptores e para o caso 3D quatro ou mais, [6].

As principais vantagens do uso desta tecnologia são:

- Imunidade à propagação por múltiplos caminhos

Várias tecnologias sem fio se deparam com o problema da propagação por múltiplos caminhos durante a transmissão. Em ambientes obstruídos o sinal pode ser refletido em vários obstáculos e atingir o receptor em um tempo diferente, com diferenças no módulo e na fase. Porém, o receptor do UWB trava a correlação quando o primeiro pulso chega, ignorando todos os pulsos que vieram por outros caminhos.

- Dificil descoberta por usuários não intencionados

Devido à transmissão por pulsos curtos espalhados em uma grande largura de banda, a baixa densidade espectral de energia torna praticamente impossível a percepção do sinal por usuários não intencionado, tornando a transmissão mais segura.

- Não interferência em outros sistemas de comunicação

Devido a sua baixa potência no sinal de transmissão, para outras transmissões aparece como se fosse um ruído.

- Geração de sinal comum para várias aplicações e arquiteturas
- Operação de visada direta e indireta

Por ser uma transmissão a rádio, em geral, pode se atravessar paredes e portas. Na transmissão de visada direta (*Line of Sight*), o transmissor e o receptor podem ser ligados por uma linha reta sem nenhum obstáculo no meio do caminho. Na transmissão por visada indireta, o transmissor e o receptor não estão ligados por uma linha reta e podem ter obstáculos no caminho.

- Baixo Custo

Suas principais desvantagens são a dificuldade de transmissão para taxas muito altas, a necessidade de um compromisso entre a razão sinal ruído e a banda e também entre o alcance da potência média do sinal. A Figura 2.1 ilustra um sistema de localização utilizando tecnologia UWB.

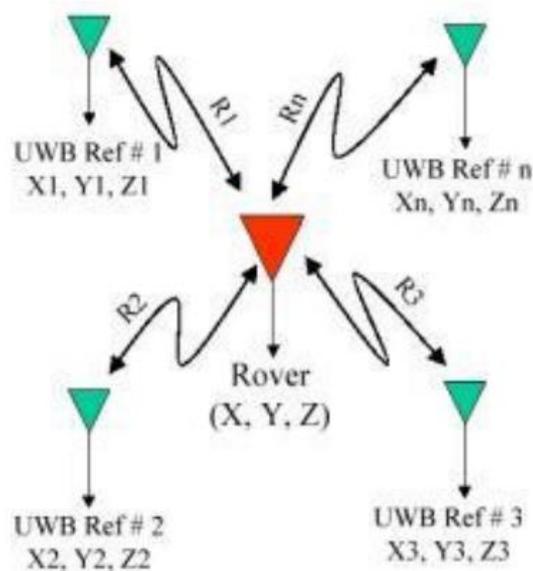


Figura 2. 1 Sistema de rastreamento utilizando tecnologia UWB, [4].

2.1.3 Sistema GPS-Indoor

A tecnologia *Indoor* GPS tem esse nome, pois, assim como o GPS tradicional, o rastreamento é feito por um conjunto de transmissores, operando via infravermelho e laser, que enviam mensagens para os receptores móveis. Estes receptores móveis, recebendo essas informações de pelo menos dois transmissores, são capazes de calcular a respectiva localização no ambiente com grande precisão, podendo chegar a um erro de apenas 1 cm, [4].

Como comentado na introdução deste trabalho, o GPS tal qual o conhecemos não traz uma aplicabilidade satisfatória para ambientes fechados, visto que, na forma em que foi concebido, o sistema exige que os receptores tenham visada direta aos satélites, uma vez que obstruções de qualquer que seja a natureza atenuam os sinais a níveis que impedem seu reconhecimento pelos equipamentos receptores. Este fato impede o uso destes receptores em ambientes internos de edificações ou mesmo externo obstruído. Assim, para se implementar um sistema de rastreamento *indoor* pautado em uma tecnologia *outdoor* foi preciso lançar mão de alguns artifícios.

Fluerasul em [7] propõem a localização em ambientes *indoor* utilizando repetidores para reforçar o sinal emitido pelos satélites dentro destes ambientes. Nos experimentos práticos a

precisão alcançada foi de aproximadamente 10 metros, podendo ser diminuída para valores entre 2 e 3 metros mediante ao tratamento dos sinais, [3].

Essa tecnologia esbarra em um grande impedimento do ponto de vista de seu uso, o grande custo inicial. Isso se deve ao fato dos equipamentos serem caros (transmissores e receptores) e por não serem tolerante a obstruções, necessitando-se de instalação de um transmissor por ambiente e um receptor, de alto custo, por usuário a ser rastreado.

Além dos sistemas supracitados, podem ainda ser citados como tecnologias de rastreamento *indoor* o sistema de localização baseado em rede sem fio padrão 802.11 (WIFI), sistemas baseados em redes de sensores sem fio (WSN) e sistemas baseados em redes *Bluetooth* dentre outros.

2.2 ALGORITMOS DE RASTREAMENTO

Para se implementar um sistema de rastreamento deve-se lançar mão não só da escolha de uma tecnologia que se adeque aos propósitos da aplicação como também de uma técnica de rastreamento adequada. Essa última definirá como os dados serão manipulados a fim de fornecer uma detecção automática da posição do alvo a ser rastreado.

A triangulação, a análise de cena e a proximidade são as três principais técnicas de rastreamento utilizadas pelos sistemas de suporte a localização e podem ser empregadas individualmente ou de forma conjunta.

2.2.1 Triangulação

Na triangulação a posição do objeto alvo é calculada mediante uso das propriedades geométricas de triângulos, podendo ser dividida em duas subcategorias: a lateração ou lateração, baseado nas medidas de distância, e a angulação, usando ângulos.

A lateração recupera a posição do usuário através do cálculo das distâncias estimadas entre ele e os emissores ou receptores. Calcular a posição de um objeto em duas dimensões requer medidas de distância de 3 pontos não colineares como se pode notar na Figura 2.2.

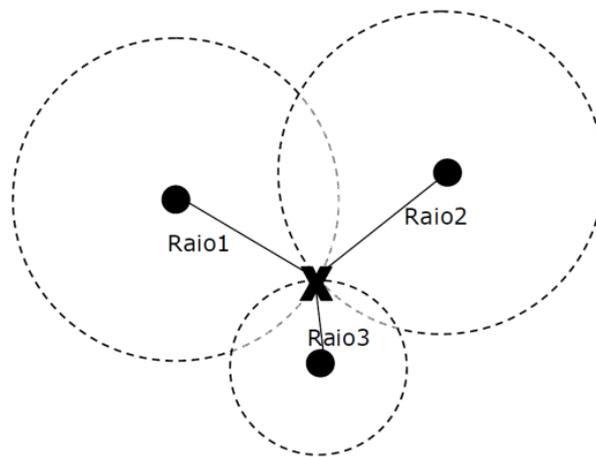


Figura 2. 2 - Técnica de Rastreamento utilizando Triangulação por lateração.

Há três abordagens para medir a distância exigida pela técnica de latência:

- Tempo, atraso entre a transmissão e a recepção do sinal,
- Intensidade do sinal recebido (RSSI – *Received signal strength indication*),
- Análise de fase do sinal.

O método desenvolvido por angulação computa a posição do usuário cruzando informações acerca da direção do sinal emitido pelo dispositivo identificador, conforme ilustrado na Figura 2.3. Tal método requer a utilização de no mínimo dois transmissores.

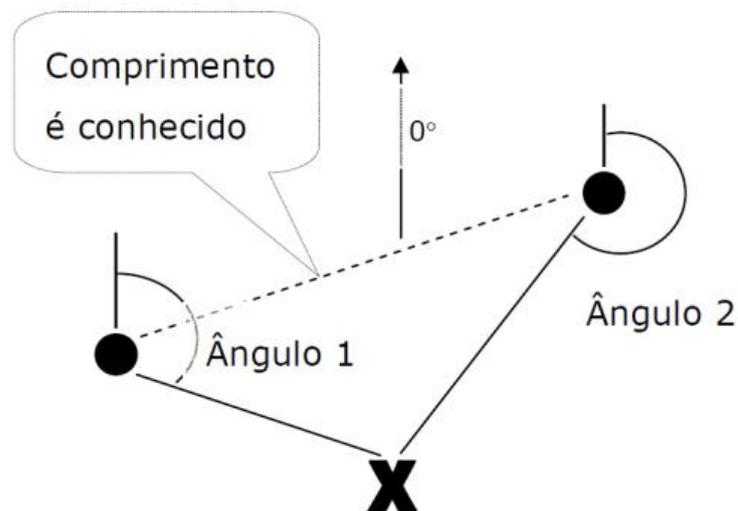


Figura 2. 3 - Técnica de rastreamento utilizando triangulação por angulação.

2.2.2 Análise de Cenário

A implementação da técnica de análise de cenário requer uma preparação prévia, realizando uma coleta de dados no ambiente ao qual a mesma será aplicada. Pra tal efeito, determinam-se pontos espalhados por toda a extensão do ambiente, colhendo informações dos sinais provenientes de cada um desses pontos. Um exemplo seria a coleta da

intensidade do sinal (RSSI) recebido por cada um dos receptores, e para cada um dos pontos previamente determinados.

Após essa etapa inicial, comparam-se os níveis de sinais emitidos pelo usuário com os dados obtidos na etapa anterior, determinando então a posição do mesmo dentro do ambiente. É evidente que a precisão dessa técnica esta diretamente atrelada à escolha e quantidade dos pontos, de forma que, quanto maior a abrangência do ambiente mais precisa será a localização.

Fonseca em [2], lançou mão dessa técnica para treinar uma rede neural cujo objetivo era localizar um usuário portando uma etiqueta RFID ativa.

2.2.3 Proximidade

Diferentemente da técnica de análise de cenário, o fator de precisão da localização de usuários baseado no método de proximidade está diretamente relacionado com o número de receptores. Enquanto que a primeira comparava o sinal proveniente do identificador com sinais mapeados no ambiente, essa última compara o sinal do usuário recebido por receptores espalhados pelo ambiente e cujas posições são conhecidas. Desse modo, não é necessário que se tenha uma preparação e coleta de dados previamente, como visto na técnica de análise de cenário. Assim, basta que se tenha um número de receptores suficientes, e bem distribuídos, de modo a mapear todo o ambiente.

CAPÍTULO 3

3. LOCALIZAÇÃO *INDOOR* RFID

A criação de um sistema de localização *indoor* pode levar em conta diversos componentes e técnicas. Este capítulo aborda alguns desses componentes e técnicas utilizadas pelo presente trabalho, a saber, componentes RFID, processamento de imagens, redes neurais e filtro de Kalman.

Primeiramente se discute o sistema RFID e seus componentes, seguido pela apresentação das características do sinal de potência RSSI, utilizado como sinal recebido pelas leitoras neste trabalho. Feito isso, apresenta-se os conceitos de processamento de imagens, utilizado como uma segunda fonte de dados, e, por fim, são discutidos os conceitos e aplicações do filtro de Kalman e das redes neurais, instrumentos pelos quais se obtém as respostas do sistema de localização como um todo.

3.1 ORIGENS, VANTAGENS E APLICAÇÕES DE SISTEMAS RFID

A identificação por radiofrequência, como já visto, é uma tecnologia baseada em sinais de rádio, descrevendo qualquer sistema constituído de dispositivos capazes de emitir ou responder a impulsos eletromagnéticos permitindo a identificação de pessoas, animais e objetos.

Os primeiros relatos de utilização desta tecnologia datam do final da década de 30, pouco após a criação e utilização de sistemas de radar. Na Segunda Guerra Mundial, viu-se a necessidade de identificação antecipada de aviões inimigos em lugar da identificação por alcance visual de modo que houvesse tempo hábil para uma tomada de decisão. Tal tarefa foi atribuída ao radar de micro-ondas em desenvolvimento no período.

Uma vez resolvido o problema de identificação das aeronaves via radar, surgia uma segunda complicação referente à diferenciação entre aviões aliados e inimigos. Para solucionar o impasse os alemães descobriram que, ao girarem seus aviões, as ondas eletromagnéticas dos radares eram refletidas de forma diferente, possibilitando seu

reconhecimento pela base. Surgia então a primeira aplicação de localização passiva por meio da tecnologia de rádio frequência.

Desde então a utilização de sistemas RFID foi ganhando cada vez mais força e espaço entre as tecnologias utilizadas para tal fim. Depois da guerra, os cientistas e engenheiros continuaram suas pesquisas nessas áreas procurando usos civis. Em outubro de 1948, *Harry Stockman* publicou o artigo "*Communications by Means of Reflected Power*", documento que é encarado como certidão de nascimento da tecnologia de RFID. A Figura 3.1 ilustra uma breve linha do tempo acerca da evolução deste sistema.

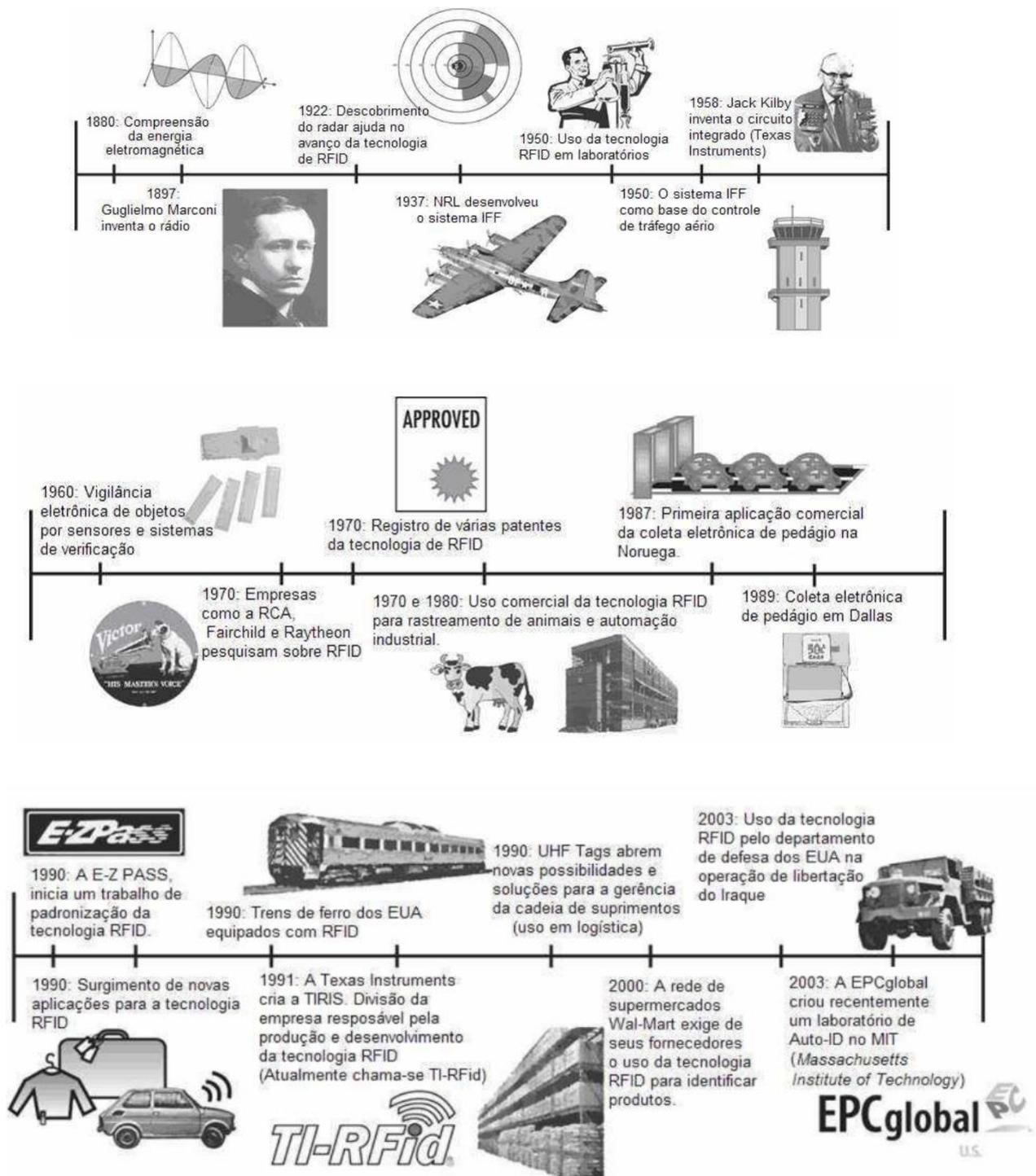


Figura 3. 1 - Linha temporal de evolução do sistema RFID, [4].

Com o objetivo de desenvolver a tecnologia e deixá-la mais barata, explorando ainda mais seu potencial de aplicação, companhias privadas juntaram-se ao MIT (*Massachusetts Institute of Technology*) fundando a *Auto-ID Center*, para conduzir novas pesquisas na área. Além dos avanços tecnológicos atingidos, a *Auto-ID Center* foi além e iniciou a tão necessária padronização do RFID, em especial os protocolos de transferência de informação e a organização dos dados dentro de cada *tag*. Esse padrão foi chamado de *Electronic Product Code (EPC)*. Tudo isto foi, então, passado para a EPCGlobal, uma

empresa sem fins lucrativos responsável pelas pesquisas e padronizações atuais (EPCglobal, 2010).

O rápido desenvolvimento dos sistemas RFID se deu em parte pela sua grande aplicabilidade e pelo fato que, em se tratando de sistemas de rastreamento e localização, a RFID apresenta algumas vantagens quando comparada a outras tecnologias similares. Uma dessas vantagens diz respeito à comunicação sem fios, não necessitando de contato físico ou mesmo campo visual entre os leitores e as etiquetas. Além disso, permite a leitura e escrita de dados a grandes velocidades possuindo ainda um considerável armazenamento de informações.

Outro ponto positivo é o fato de as etiquetas além de serem baratas, reutilizáveis e exigirem uma manutenção mínima. Não bastasse isso, o sistema pode ser utilizado em ambientes severos, com condições adversas, tais como, locais úmidos, molhados, sujos, poeirentos, corrosivos, sujeitos a altas ou baixas temperaturas e a vibrações ou choques, entre outros, [8].

Como já mencionado, as aplicações de sistemas RFID variam entre os mais diversos campos, estando presente e desempenhando papel fundamental nas atividades diárias das pessoas. Alguns exemplos dessas aplicações são:

- Hospitais: identificação de pessoas, remédios e equipamentos;
- Veículos: identificação de veículos, estacionamento;
- Implantes humanos: identificação de clientes VIPs em certos bares e discotecas, funcionários de empresas;
- Indústria em geral: identificação de carros de aluguer, bagagens nos aeroportos, ferramentas e recipientes em ambientes industriais;
- Comércio: pagamentos, efetuar check-in e abrir portas em hotéis;
- Bibliotecas: identificação de livros, autoatendimento, controle de acesso de funcionários e usuários, devoluções, empréstimos, estatísticas de consulta local, leitura de estantes para inventário do acervo, localização de exemplares indevidamente ordenados no acervo, localização de exemplares em outras bibliotecas da rede, recatologação;
- Segurança: controle de acesso, chaves do carro;
- Identificação animal: colares, brincos, colocação debaixo da pele;

- Manutenção: identificação de extintores, objetos nas instalações aeroportuárias.

3.2 COMPONENTES DE UM SISTEMA RFID

Os sistemas RFID podem ser resumidos como sistemas cujos componentes principais são leitoras e etiquetas, ou *tags*, as quais estão normalmente ligadas fisicamente ao alvo a ser rastreado. Os leitores transmitem sinais de rádio codificado de modo a interrogá-las, recebendo como resposta, informações acerca de sua identificação bem como outros dados que possam conter. Assim, as etiquetas funcionam como *transponder* (amalgama de *transmitter-responder*), ou seja, dispositivo de comunicação eletrônico cujo objetivo é receber, amplificar e retransmitir um sinal em uma frequência diferente ou transmitir de uma fonte uma mensagem pré-determinada em resposta à outra pré-definida proveniente de outra fonte.

Além das leitoras e etiquetas, podem-se identificar alguns componentes fundamentais ao funcionamento desse tipo de sistema, variando conforme a complexidade do mesmo. Um sistema RFID típico, por exemplo, é constituído de antenas, leitoras, etiquetas e *middleware*.

3.2.1 Etiquetas

As etiquetas estão disponíveis em uma infinidade de formas e tamanhos, variando também em preço e modo de operação. Portanto, é natural que a escolha deste dispositivo dependa das peculiaridades do projeto, tais como o valor do bem a ser rastreado, o tipo de ambiente a ser monitorado e a distância relativa às leitoras que irão compor o sistema.

Etiquetas RFID são compostas basicamente por um chip encapsulado em um substrato para proteção e/ou fixação, contendo ainda uma antena e até outros possíveis componentes como baterias e sensores. O chip possui memória com a identificação, que pode ser lida e algumas vezes também escrita, e a lógica necessária para navegar pelo protocolo de comunicação com a leitora. Além disso, a etiqueta pode possuir, mesmo que de forma eventual, algum processamento de dados, [4].

Existem três tipos de classificação de etiquetas e, conseqüentemente, de sistemas RFID, no que tange a sua alimentação: etiquetas ativas, passivas e semi-ativas ou semi-passivas.

- Ativas

Uma etiqueta é classificada como ativa caso possua algum tipo de alimentação própria, seja ela uma fonte ligada à rede, uma bateria ou uma placa de energia solar. Isso permite maiores níveis de potência destas quando comparadas às etiquetas passivas e semi-passivas, obtendo raios de alcance relativamente grandes da ordem de dezenas de metros com sinais aceitáveis. Outra vantagem da alimentação extra é a possibilidade de se embarcar sensores e microprocessadores, permitindo que a etiqueta meça a temperatura de um determinado ambiente, a pressão dentro de um pneu ou calcule o prazo de validade de um produto, por exemplo, dando maior poder de aplicação a esta tecnologia.

Os fatores supracitados contribuem para que as etiquetas ativas sejam maiores e mais caras quando comparadas com os modelos passivo e semi-passivo, sendo indicadas para aplicações com alto valor agregado ao produto a ser rastreado ou que necessitem dos recursos exclusivos da mesma.

Em se tratando do modo de operação, pode-se dizer que as etiquetas ativas operam em duas formas distintas: *beacons* e *active transponder*.

Operando no modo *beacons* ou modo de transmissão automática, a etiqueta é programada para que, a um determinado intervalo de tempo, o circuito interno seja ativado e irradie uma mensagem com seu conteúdo. Essa configuração permite que se efetue um controle mais rígido sobre os bens ou pessoas, sendo indicadas para aplicações em tempo real. Já no modo *active transponder* ou transmissão não automática, as etiquetas permanecem em um estado de dormência respondendo somente mediante a uma excitação por parte das leitoras. Essa característica permite uma longa vida útil da bateria interna de uma etiqueta caso ela a tenha.

Geralmente, uma mesma etiqueta ativa pode operar em ambos os modos, dependendo apenas de sua configuração, salvo alguns modelos que já vêm configurados de fábrica para um modo específico dentre os apresentados.

- Passivas

As etiquetas passivas não possuem alimentação interna nem transmissor incorporado. Assim, toda a energia necessária para operação (receber o sinal, ativar o circuito interno e transmitir seu conteúdo), são provenientes diretamente dos campos eletromagnéticos gerados pelas leitoras. Além disso, possuem apenas os componentes básicos compreendidos em antenas e chips encapsulados.

Devido às características citadas acima, tais etiquetas apresentam baixo custo e pequeno porte, podendo ser ideais às aplicações envolvendo bens de baixo valor agregado. Outra vantagem desse tipo de etiqueta é quanto a sua durabilidade, não necessitando de nenhum tipo de manutenção e podendo funcionar por anos, dependendo de suas condições de uso.

- Etiquetas Semi-Ativas ou Semi-Passivas

Essas etiquetas são acopladas às baterias, as quais permitem alimentar o circuito integrado. No entanto, não possuem um transmissor integrado e, como tal, continuam a necessitar da energia do sinal de radiofrequência proveniente do leitor para efetuar as comunicações. Todavia, o sinal modulado refletido pela etiqueta é amplificado por sua bateria acoplada, contando então com um grande alcance enquanto durar a bateria.

Outro fator importante na operação das etiquetas e sistemas RFID como um todo é a frequência de comunicação. A escolha da frequência de operação irá determinar características importantes do sistema, influenciando diretamente no alcance e na capacidade de ultrapassar barreiras. Por um lado, aumentar a frequência de operação contribui para um maior alcance, além de possibilitar uma maior taxa de transferência de dados. Por outro lado, frequências mais baixas detêm maior capacidade de contornar obstáculos, pelo fenômeno de difração, devido ao maior comprimento de onda.

Um dos cuidados importantes a ser tomado na escolha da frequência de operação diz respeito ao ambiente que irá receber o sistema RFID. Sabe-se que é muito comum em sistemas *indoor* a presença de vários aparelhos eletrônicos que operam em determinadas faixas de frequência e que a comunicação entre etiquetas e leitora é muito sensível a interferências. Assim, tais faixas devem ser evitadas a fim de que os sinais recebidos pelas leitoras não sejam afetados pelo ambiente a ponto de comprometer o funcionamento do sistema como um todo. A Tabela 3.1 traz uma comparação entre características de várias etiquetas para diferentes faixas de operação.

| Características | LF (< 135 KHz) | HF (13.56 MHz) | UHF (863 a 915 MHz) | Micro ondas (2.45 GHz) |
|------------------------|--|---|--|--|
| Capacidade de dados | A partir de 64 bits para leitura até 2 Kbits para leitura e escrita. | Tipicamente etiquetas de leitura e escrita com 512 bits de memória. | Tipicamente etiquetas de leitura e escrita com 32 bits de memória. | A partir de 128 bits até 32 Kbits. |
| Transferência de Dados | Baixa: menos de 1 Kbits/s (~200 bits/s) | Cerca de 25 Kbits/s | Cerca de 28 Kbits/s | Até 100 Kbits/s |
| Distância de leitura | Teoricamente 30cm para etiquetas passivas | Até 1,5 metros para etiquetas passivas | Entre 1 e 12 metros para etiquetas passivas | Alguns centímetros para etiquetas passivas e mais de 100 m para ativas |
| Modo de Leitura | Leitura única e múltiplas leituras simultâneas | Leitura única e múltiplas leituras simultâneas | Leitura única e múltiplas leituras simultâneas | Leitura única e múltiplas leituras simultâneas |
| Ruído | Insensíveis às perturbações eletromagnéticas | Ligeiramente sensíveis à perturbação eletromagnética | Sensíveis a perturbações eletromagnéticas e outros sistemas UHF próximos | Altamente influenciadas por perturbações eletromagnéticas, refletidas pelo metal e absorvidas pela água. |
| Aplicações | Processo de produção, identificação de veículos, controle de acesso e identificação animal | Monitorização, bagagens e livrarias | Monitorização, Estacionamento de automóveis | Controle de acesso e aplicações militares |

Tabela 3. 1 - Comparação entre características de etiquetas em diferentes faixas de operação.

3.2.2 Leitora

Para que se tenha um sistema RFID operante e prático é necessário que o usuário tenha acesso aos dados de modo a processá-los e analisá-los. Esse meio de acesso às

informações provenientes das etiquetas é normalmente um computador ou estação de operação. Porém, para que os dados saiam das etiquetas e cheguem até uma estação de operação faz-se necessário um componente intermediário cuja finalidade é agir como mediador entre esses dois extremos. Essa é justamente a função das leitoras, que fazem tal mediação executando um programa específico para esse propósito.

Dentre as funções de uma leitora destacam-se ler e escrever dados em uma etiqueta, alimentar a mesma (no caso de tecnologia passiva), e transmitir dados de e para o computador ou estação de operação. Assim, é natural se pensar que para se cumprir tais funções, as leitoras devam vir equipadas com alguns componentes básicos. A Figura 3.2 ilustra a topologia interna de uma leitora. Dos componentes representados destacam-se:

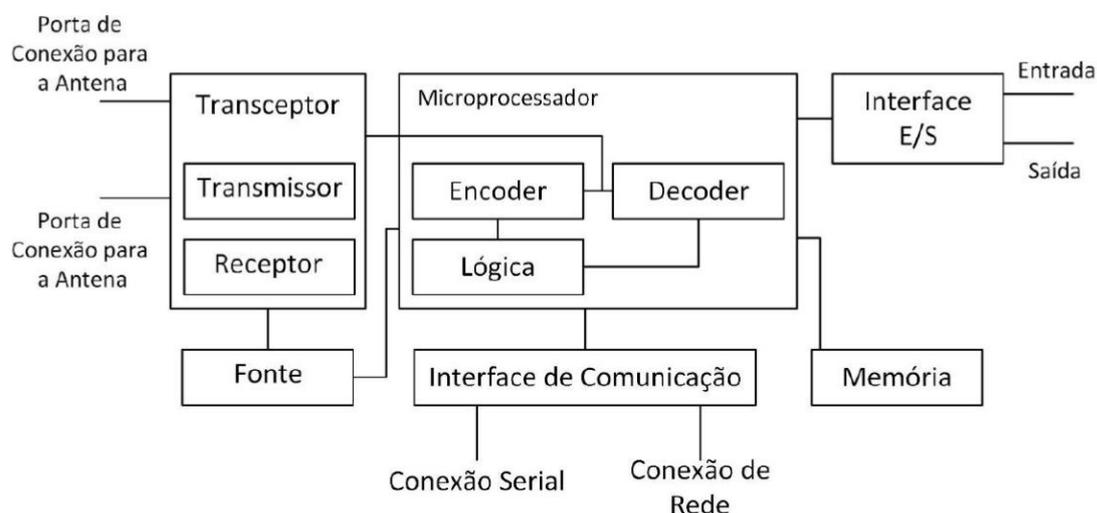


Figura 3. 2 - Topologia interna de uma leitora.

- Transceptor: responsável pela comunicação da leitora com o mundo externo, utilizando-se de antenas instaladas em portas do módulo.
- Microprocessador: módulo responsável pela decodificação e análise de erros do sinal analógico recebido, além de implementar os protocolos de comunicação necessários.

- Memória: módulo responsável por manter as configurações e o programa da leitora, podendo também manter um *buffer* dos dados provenientes das etiquetas.
- Interface de entrada e saída: servem para que o usuário tenha acesso a parâmetros do sistema como estado das leitoras e monitoramento da leitura das etiquetas.
- Interface de comunicação: dispositivo responsável para que a leitora cumpra seu papel de comunicação com um computador ou outros dispositivos, recebendo pedidos de leitura e enviando a informação lida. A comunicação é estabelecida por uma, ou mais, dessas interfaces de rede: serial RS-232, serial RS-422, serial RS-485, Ethernet via conector RJ45, Ethernet sem fio, Bluetooth e até ZigBee.

3.2.3 Antena

Antenas são dispositivos cuja missão é converter ondas eletromagnéticas em corrente, quando estão atuando na recepção de um sinal, e converter corrente em ondas eletromagnéticas, quando estão atuando na emissão de um sinal. Logo, podem ser definidas como qualquer estrutura que sirva para receber e enviar sinais eletromagnéticos.

Como visto anteriormente, as antenas são partes das leitoras e normalmente estão ligadas à porta da mesma, possibilitando a comunicação com as etiquetas. A fim de que tal comunicação seja estabelecida com sucesso deve-se observar, dentre outros fatores, dois parâmetros importantes relativos às antenas: a polarização e o nível de potência da transmissão.

A polarização de uma antena é definida pela orientação espacial em função do tempo do vetor campo elétrico da onda eletromagnética irradiada pela mesma. O conhecimento desse parâmetro é crucial para se obter a máxima transferência de energia entre as antenas e as leitoras. Entre os tipos de polarização que podem ser assumidos pelas antenas destacam-se a polarização linear (Figura 3.3-(a)), onde o vetor campo elétrico aponta sempre na mesma direção à medida que a onda se propaga, e a polarização circular (Figura 3.3-(b)), onde o vetor campo elétrico gira numa circunferência no plano x,y durante a propagação da onda. Há ainda a polarização elíptica (Figura 3.3-(c)), que é uma espécie de junção dos últimos dois casos.

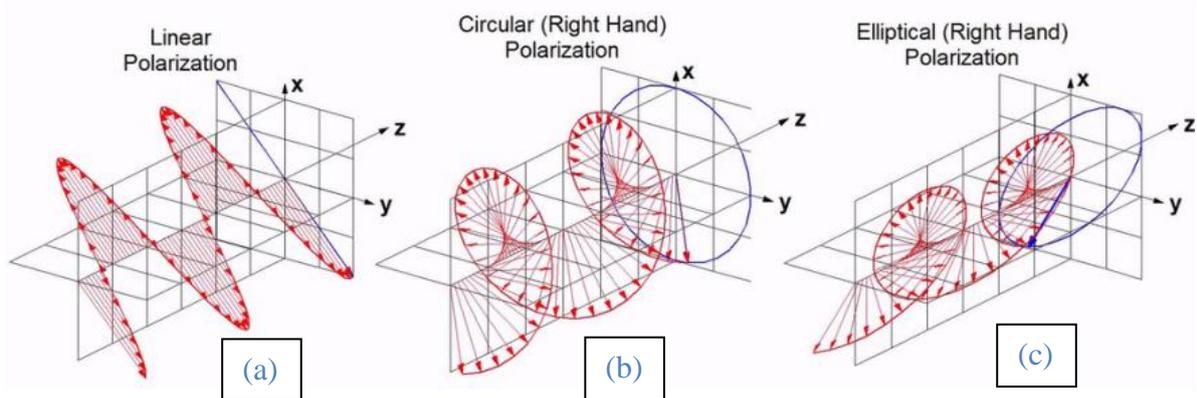


Figura 3.3 - Polarização linear (a), circular (b) e elíptica (c), [9].

Outro fator importante diz respeito a configuração das portas das leitoras, podendo-se ter um modelo de instalação monoestático ou biestático. No modelo monoestático a mesma antena é utilizada na transmissão e recepção, ao passo que no biestático utilizam-se antenas separadas para tais fins.

3.2.3 Middleware

O *middleware* serve como elemento que aglutina e dá coerência a um conjunto de aplicações e ambientes. Em outras palavras, é uma aplicação computacional que faz a mediação e transferência de informações entre programas, ocultando as diferenças de protocolo de comunicação, plataformas e dependências do sistema operacional.

Dentro do contexto de RFID, *middleware* é o agente que faz a ponte entre as leitoras e os programas corporativos, que se destinam a atender às necessidades específicas de uma aplicação. Muitos dos desafios vêm da grande quantidade de pequenos dados que são oriundos das ondas de radiofrequência das leitoras de etiquetas, em comparação com o maior tamanho dos dados que os programas corporativos tradicionais estão acostumados. Assim, boa parte do processamento realizado pelo *middleware* de um sistema de RFID consiste na redução da quantidade desses pequenos dados a partir de operações como filtragem, agregação e contagem, [4].

Por consequência, um *middleware* deve possuir no mínimo três motivações para seu uso:

- Encapsular as aplicações das interfaces de dispositivos

O *middleware* tende a ser cada vez melhor quando possui suporte para mais de um tipo de leitor oriundo de diferentes fabricantes. A ideia é sempre manter uma base de comunicação abstrata que possa tratar de diferentes tipos de interface e protocolos, porém resultando no mesmo tipo de resposta.

- Processar as informações brutas capturadas pelos leitores

Isso deve ser feito a fim de que as aplicações vejam apenas resultados significativos de alto-nível, diminuindo assim o volume de informação a ser processada.

Como já dito anteriormente, uma grande quantidade de pequenos dados oriundos das leitoras e etiquetas devem ser processados, de modo a reduzi-los a dados de real interesse do usuário.

- Fornecer uma interface em nível de aplicação que tenha acesso e gerenciamento às leitoras

Em se tratando de múltiplas leitoras é interessante que se tenha a capacidade de gerenciá-las, observando o histórico de leitura de etiquetas e operação de cada leitora em separado, por exemplo, [10].

3.3 RSSI (*RECEIVED SIGNAL STRENGTH INDICATOR*)

O RSSI (Indicador de Força do Sinal Recebido, tradução livre), é um valor adimensional utilizado para referenciar o nível de sinal recebido pela antena da leitora. Este conceito foi introduzido pela norma IEEE 802.11, que o definiu como um mecanismo pelo qual a energia da rádio frequência deve ser mensurada pelos circuitos dos controladores de interface de rede sem fio. Ainda de acordo com essa norma, o RSSI é expresso por um número inteiro que pode variar entre 0 e 255, pois é representado por 8 bits (1 byte), entretanto cada fabricante pode adotar um valor para RSSI máximo menor que 255, buscando melhor adequação ao sinal lido, [3].

Cada equipamento utiliza sua própria métrica para indicar a força do sinal de potência, uma vez que o RSSI não está associado a nenhuma unidade que expresse valor de energia ou potência elétrica, deixando os fabricantes livres para assumir qualquer granularidade que seja representada por números inteiros.

Por se tratar do nível de sinal recebido pela antena de um receptor, é normal que se relacione o RSSI com a distância entre emissor e receptor. Essa relação despertou grande interesse em aplicações de localização em ambientes internos.

É sabido que um sinal eletromagnético enviado por ondas de rádio de um equipamento para outro perde potência com o quadrado da distância, como mostra o gráfico da potência pela distância ilustrado na Figura 3.4.

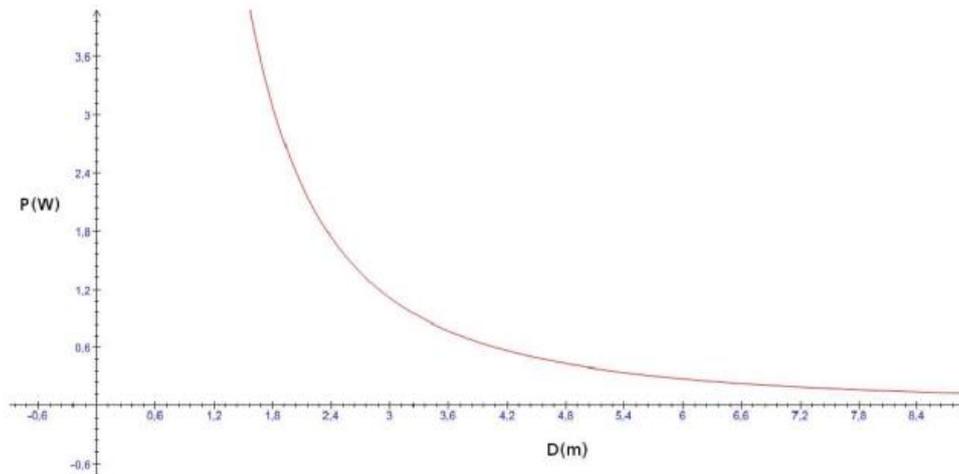


Figura 3. 4 - Decaimento da potência de um sinal de rádio com a distância, [2].

Contudo, a curva indicada pela Figura 3.4 não é válida para ambientes internos, onde a propagação de onda eletromagnética é fortemente influenciada por características construtivas da edificação, causando um efeito conhecido como caminhos múltiplos (do inglês, *multipath*). Nesse efeito, o mesmo sinal atinge o alvo por diferentes caminhos devido a reflexões. Por esse motivo, não se pode aferir a distância em linha reta entre o emissor e receptor, provocando distorções no método de triangulação simples.

Além das características construtivas, o sinal RSSI também sofre interferências da disposição de equipamentos e objetos metálicos e eletroeletrônicos dentro do ambiente, de pessoas transitando pelo mesmo e até da orientação das antenas acopladas às leitoras. De fato, trabalhos realizados anteriormente no LARA atestam essas afirmações. Pode-se verificar que o sinal RSSI medido em campo aberto por Souza e Oliveira em [18], se aproxima do modelo descrito pela Figura 3.4, ao passo que testes realizados dentro do LARA por Fonseca em [2], indicam grande variação no sinal de potência medido. A Figura 3.5 mostra o comportamento do RSSI de uma etiqueta, coletado durante 48 horas por Fonseca em [2]. Segundo Fonseca, os momentos de grande perturbação do sinal são referentes aos horários em que se tinha um alto fluxo de alunos dentro do laboratório. Já o período noturno o sinal apresentou maior estabilidade.

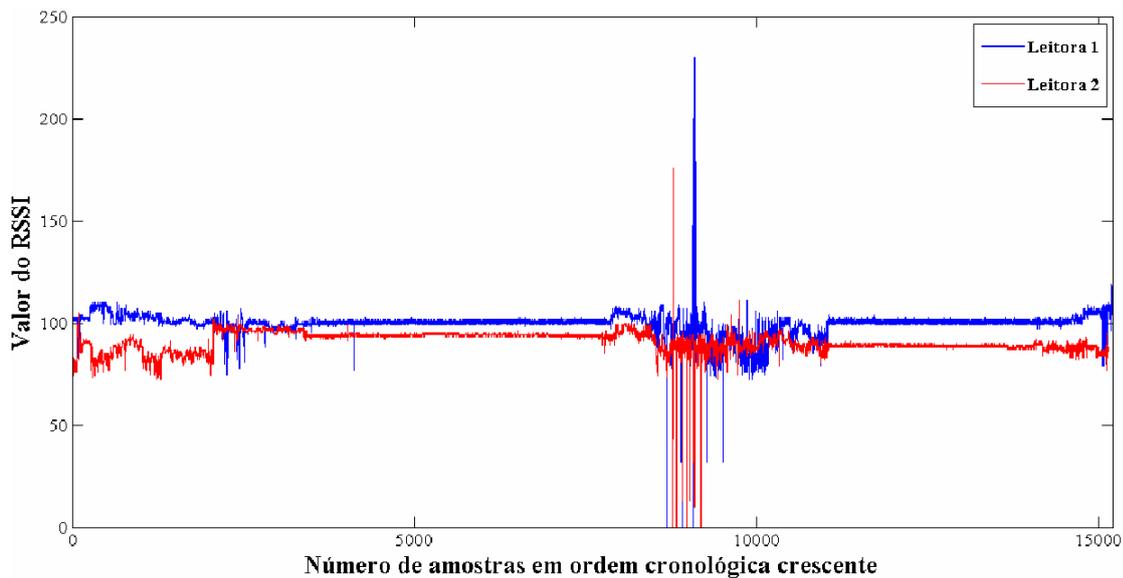


Figura 3.5 - Comportamento do RSSI em teste de longa duração (48 horas), [2].

3.4 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

O processamento digital de imagens é uma subdivisão do processamento digital de sinais com aplicações em diversas áreas, tais como, processamento de vídeo, áudio, análise e síntese de fala, engenharia biomédica, sistemas de comunicação, exploração espacial, sismologia dentre outras.

Para se entender os princípios do processamento digital de imagens deve-se primeiramente analisar a forma pela qual as mesmas são representadas. Uma imagem pode ser representada por uma função bidimensional, $f(x,y)$, onde x e y são coordenadas espaciais, sendo a amplitude de f no ponto (x,y) , a intensidade da imagem no referido ponto. Cada um desses finitos pontos, também denominados elementos de uma imagem digital e dotados de posição e valor, são chamado de pixel (do inglês, *Picture element*). Desse modo, os *pixels* representam a menor parte de uma imagem servindo como métrica da qualidade das mesmas no que se refere à resolução.

O sistema visual humano é limitado à percepção apenas da chamada banda visível do espectro eletromagnético. Sistemas de imageamento, porém, podem captar desde ondas de rádio até raios gama, cobrindo quase todo o espectro, conforme ilustra a Figura 3.6.

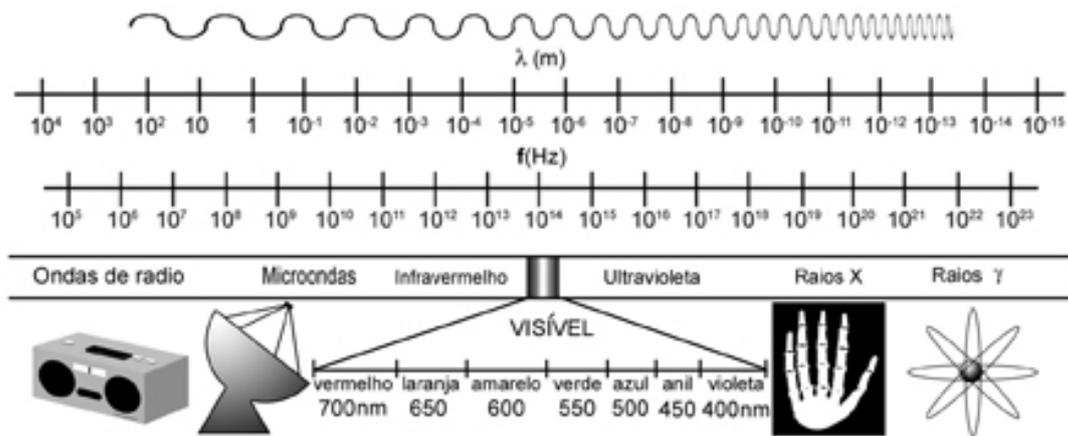


Figura 3. 6 - Espectro eletromagnético com destaque para a região visual humana, [4].

Além disso, os sistemas de imageamento podem operar sobre imagens geradas a partir de fontes que o ser humano não está acostumado a associar com imagens, como ultrassom e microscopia eletrônica, levando o processamento digital de imagens a uma variedade muito grande de aplicações.

Em termos mais objetivos, por processamento digital de imagens entende-se a manipulação de uma imagem por computador de modo que a entrada e a saída do processo sejam imagens. Em geral, o objetivo de se usar processamento digital de imagens é melhorar o aspecto visual de certas feições estruturais para o analista humano e fornecer outros subsídios para a sua interpretação, inclusive gerando produtos que possam ser posteriormente submetidos a outros processamentos.

É muito comum que se veja os termos processamento de imagens e visão computacional utilizados de modos indistintos, isso porque não há uma fronteira precisa entre os extremos representados pelo processamento digital de imagens e pela visão computacional. A saber, essa última tem por objetivo emular a visão humana, incluindo o aprendizado e a inferência, tornando possível a tomada de decisão a partir de entradas visuais e podendo ser vista como um ramo da inteligência artificial.

Em se tratando de processamento de imagens podem-se considerar as seguintes divisões:

- Processos de baixo nível: a entrada e a saída do processo são imagens, sendo a redução de ruído um exemplo desse tipo de processamento.
- Processos de médio nível: a entrada é uma imagem e a saída é algum atributo da imagem, como ocorre nos casos de segmentação.
- Processo de alto nível: envolve estabelecer algum sentido a partir de objetos reconhecidos, chegando até funcionalidades associadas a cognição, normalmente ligadas a visão.

A representação de imagens utilizada neste trabalho refere-se às imagens coloridas RGB (*Red, Green e Blue*), tomando como base o sistema visual do ser humano, que através de cones e bastonetes, células localizadas na retina do olho, são capazes de detectar três níveis distintos de cores: vermelho, verde e azul. Assim, por meio da combinação de tais cores, variando continuamente a intensidade, obtêm-se infinitas tonalidades. Esta representação tem como vantagem a sua simplicidade, tornando-a mais intuitiva, no entanto, entre suas desvantagens destacam a susceptibilidade a mudanças na iluminação.

Maiores informações acerca deste assunto podem ser encontradas no Apêndice A, ao final deste texto.

3.5 FILTRO DE KALMAN

O filtro de Kalman (KF, do inglês *Kalman Filter*) nada mais é do que um estimador recursivo ótimo implementado por meio de algoritmos e cujo propósito é utilizar medições de grandezas medidas ao longo do tempo (contaminadas com ruídos e outras incertezas) e gerar resultados que tentem se aproximar dos valores reais das grandezas medidas.

Esse modelo matemático tem sua origem na década de sessenta, dentro da área da engenharia elétrica relacionado à teoria do controle de sistemas. Posteriormente, esta metodologia foi sendo incorporada a outras áreas como a estatística. Sua aplicação na área econômica e financeira é vasta e inúmeros artigos e trabalhos são publicados rotineiramente fazendo uso do filtro de Kalman.

Em 1960 *Rudolph Emil Kalman* publicou um famoso artigo descrevendo um processo recursivo para solucionar problemas lineares relacionados à filtragem de dados discretos. Sua pesquisa proporcionou contribuições relevantes ajudando a estabelecer bases teóricas sólidas em várias áreas da engenharia de sistemas. Em 1960-1961 Kalman desenvolveu, com colaboração de *Richard S. Bucy*, a versão em tempo contínuo do filtro de Kalman, que se tornou conhecida como o filtro de *Kalman-Bucy*. Com o avanço computacional, o filtro de Kalman e suas extensões a problemas não lineares representam o produto mais largamente utilizado dentro da moderna teoria de controle, [13].

Em uma definição mais técnica, o Filtro de Kalman pode ser visto como um conjunto de equações matemáticas que constitui um processo recursivo eficiente de estimação, uma vez que o erro quadrático é minimizado. Através da observação da variável denominada variável de observação outra variável, não observável, denominada variável de estado pode ser estimada eficientemente. Assim, podem ser estimados os estados passados, o estado presente e previstos os estados futuros além de permitir a estimação dos parâmetros desconhecidos do modelo através da maximização da verossimilhança via decomposição do erro de previsão.

O algoritmo originalmente proposto por Kalman só se aplica a sistemas lineares. Uma maneira de aplicar o filtro de Kalman para tratar sistemas não-lineares é linearizar analiticamente as equações do sistema. Esse procedimento veio a ser conhecido como filtro de Kalman estendido (EKF, do inglês *Extended Kalman Filter*).

Mais recentemente, Julier e colegas propuseram uma alternativa ao EKF. Trata-se do filtro de *Kalman unscented* (UKF, do inglês *Uncented Kalman Filter*), que não requer a linearização analítica das equações do sistema e se destaca por usar uma forma mais eficiente para calcular a propagação temporal da média e da matriz da covariância dos estados do sistema não linear, que é um componente essencial na determinação do ganho de Kalman, [14].

3.5.1 Filtro de Kalman Discreto

Entender ou derivar o filtro de Kalman requer um conhecimento profundo de algumas áreas da matemática tais como álgebra linear, estatística e teoria de otimização, dentre outras. Todavia, a aplicação do algoritmo é, em sua essência, simples deixando toda a dificuldade concentrada na obtenção do modelo do problema ao qual o filtro será aplicado.

O filtro de Kalman discreto é indicado para uso de sistemas dinâmicos de comportamento linear, e com ruídos gaussianos brancos, ou seja, casos ideais. Esse é o filtro originalmente desenvolvido por Kalman e que deu base para o surgimento de seus derivados.

O ponto de partida para desenvolvimento de um filtro de Kalman discreto é perceber que se trata da estimação de estados dinâmicos para o qual há uma lei de “movimento” conhecida, a saber, o modelo. Existem duas fases bem definidas que compõem o filtro de Kalman, a fase de predição e a fase de correção. Após a estimativa inicial, o filtro inicia um ciclo de atualizações das duas fases até a convergência do estado, ou seja, o estado preditivo x_k correspondendo à medição z_k . Este ciclo está exemplificado pela Figura 3.7.

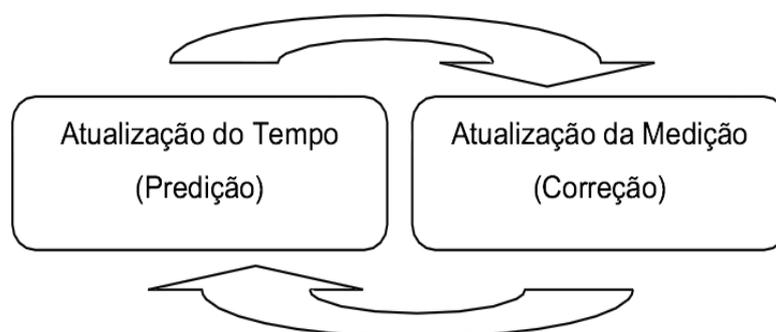


Figura 3.7 - Ciclo do processo do Filtro de Kalman.

A fase de predição é composta pelas seguintes equações:

$$x_k^- = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + Cw_{k-1} \quad (1)$$

$$P_k^- = Ax_{k-1}A^T + Q_k \quad (2)$$

Em que,

- x_k^- é o estado preditivo do sistema no instante k ;
- A matriz do sistema na representação em espaço de estados, é a matriz quadrada que correlaciona o estado no instante $k - 1$ com o instante k ;
- u_{k-1} é o vetor de entradas de controle no instante $k - 1$;
- B é a matriz quadrada que correlaciona o controle ao estado;
- w_{k-1} é o vetor que transmite as fontes de erro do sistema;
- Q_k é a matriz de covariância do ruído do processo;
- P_k^- é a matriz de predição da covariância do erro.

Já a fase de correção é composta pelas três equações seguintes:

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (3)$$

$$x_k = x_k^- + K(z_k - Hx_k^-) \quad (4)$$

$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad (5)$$

Na etapa de predição os valores do estado x_k^- e da covariância do erro P_k^- são preditos a partir do instante anterior. Nesse ponto, é importante observar que predição não é sinônimo de estimação, assim, as variáveis supracitadas não são estimadas, mas sim preditas. Na predição não se tem o valor da medida no instante K , mas a partir das matrizes de correlação e das entradas encontra-se um valor predito x_k^- que combinado com o valor medido z_k gera o instante estimado na etapa de correção.

Desse modo, a etapa de correção consiste em calcular o ganho K_k por meio dos resultados preditos na etapa anterior e só então se calcula o estado estimado x_k e a covariância do erro P_k . Nota-se que se o estado predito for igual à medição o termo multiplicado pelo ganho na Equação (4) é anulado.

Outro ponto importante refere-se ao valor do ganho K . Se esse ganho for alto, o valor estimado terá uma maior contribuição da diferença entre o estado medido e o predito, ou seja, a medição terá grande peso na estimativa do próximo estado. Isso implica que um alto ganho é indicado para os casos em que se tem um alto grau de confiança nas medidas

efetuadas. Caso o ganho seja pequeno, assume-se uma maior confiança no modelo do sistema em questão e em sua capacidade de predição.

Dentre as aplicações mais utilizadas quando se trata de filtro de Kalman está a fusão sensorial, que consiste em combinar a medida de dois ou mais sensores para um mesmo parâmetro a fim de se obter um resultado mais confiável. Seria intuitivo pensar que para dois sensores distintos, onde um fosse mais confiável que o outro, tomasse as medidas feitas pelo sensor de maior confiança e descartasse as medidas do sensor menos confiável. Contudo, o filtro de Kalman mostra que seja qual for a discrepância de confiabilidade entres sensores, a resposta combinando todos eles é sempre mais confiável que a resposta tomando apenas um ou alguns dos mesmos.

A Figura 3.8 ilustra a representação da função de probabilidade de uma medição hipotética, onde f_1 indica a medição de um sensor menos confiável, f_2 indica a medição de um sensor mais confiável e f_3 indica a medição tomada a partir da combinação de f_1 e f_2 . Fica evidente que o desvio padrão da curva f_3 é menor que o desvio das outras duas curvas que o geraram, ilustrando o fato de que utilizar a informação de múltiplas fontes de medição levam a um resultado melhor que utilizar apenas parte dos sensores disponíveis.

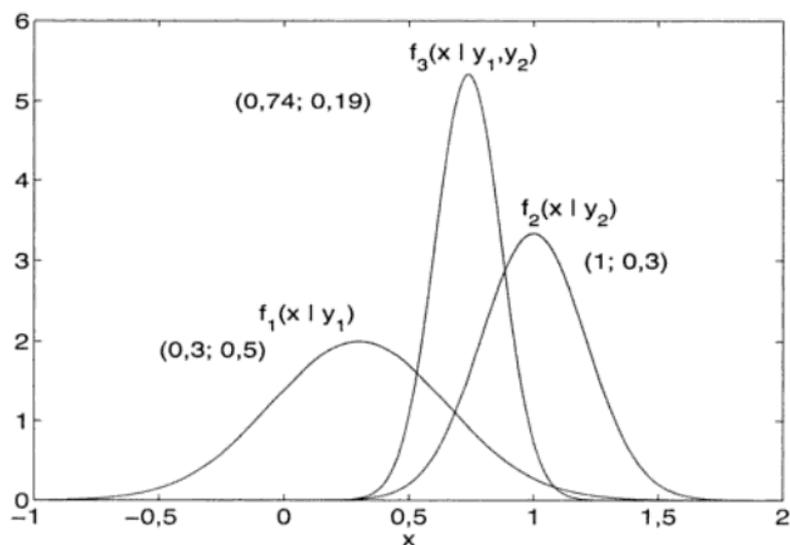


Figura 3. 8 - Funções de probabilidade de uma medição hipotética, [14].

3.6 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Existem inúmeras tarefas que são consideradas simples e desempenhadas de forma natural pelos seres humanos, tais como reconhecimento de padrões, rostos e formas. O cérebro humano tem grande capacidade de aprendizado que lhe permite interpolar as informações que recebe baseado em experiências passadas. Isso permite o reconhecimento entre pessoas que ficaram tempos sem se ver e que mudaram sua aparência, ou ainda

reconhecer padrões incompletos por meio de comparação com padrões previamente conhecidos.

Apesar dos exemplos supracitados parecerem triviais em se tratando do cérebro humano, tais tarefas são extremamente árduas de se executar em termos computacionais, exigindo um esforço computacional demasiadamente grande e em alguns casos impraticáveis. Diante dessas dificuldades, geralmente são apresentadas soluções mediante o uso de redes neurais cujo objetivo é resolver tais problemas de forma prática e eficaz.

3.6.1 Características Gerais das Redes Neurais Artificiais

Redes Neurais Artificiais são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência. Uma grande rede neural artificial pode ter centenas ou milhares de unidades de processamento ao passo que o cérebro de um mamífero pode ter muitos bilhões de neurônios.

Os neurônios se comunicam através de sinapses. Sinapse é a região onde dois neurônios entram em contato e através da qual os impulsos nervosos são transmitidos entre eles. Os impulsos recebidos por um neurônio A, em um determinado momento, são processados, e atingindo um dado limiar de ação, o neurônio A dispara, produzindo uma substância neurotransmissora que flui do corpo celular para o axônio, que pode estar conectado a um dendrito de outro neurônio B. O neurotransmissor pode diminuir ou aumentar a polaridade da membrana pós-sináptica, inibindo ou excitando a geração dos pulsos no neurônio B. Este processo depende de vários fatores, como a geometria da sinapse e o tipo de neurotransmissor, [15].

A exemplo da rede de neurônios biológicos citada acima, uma rede neural artificial é composta por várias unidades de processamento, denominadas neurônios artificiais, cujo funcionamento é bastante simples. Essas unidades, geralmente são conectadas por canais de comunicação que estão associados a determinado peso. As unidades fazem operações apenas sobre seus dados locais, que são entradas recebidas pelas suas conexões. O comportamento inteligente de uma Rede Neural Artificial vem das interações entre as unidades de processamento da rede.

A Figura 3.9 ilustra a estrutura básica de um neurônio artificial.

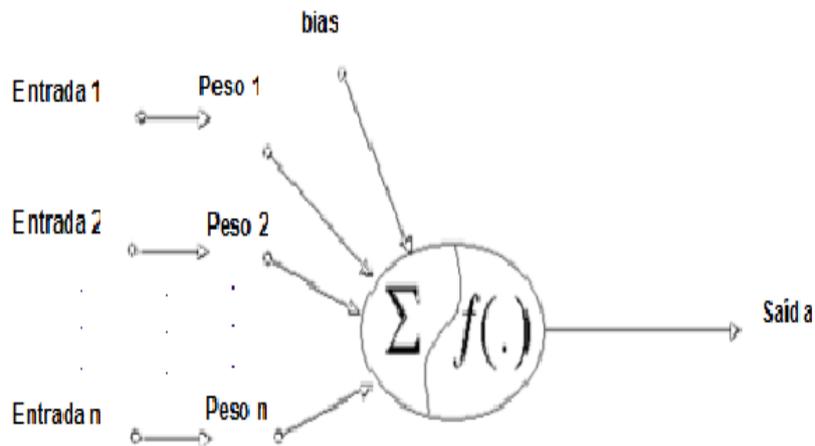


Figura 3. 9 - Estrutura básica de um neurônio artificial, [3].

O neurônio artificial foi inspirado no neurônio biológico, funcionando de forma a executar uma média ponderada das entradas com seus respectivos pesos, além da ocorrência de polarização. Na saída há uma função denominada função de ativação. Dentre as formas organizacionais que uma rede neural pode assumir destacam-se a *perceptron* multicamadas (MLP, do inglês *Multilayer Perceptron*).

3.6.2 Perceptron Multicamadas

O MLP é um dos reconhecedores de padrões mais utilizados para classificação de dados. Sua aprendizagem se dá através de um processo supervisionado, onde um conjunto de dados que resultam em saídas previamente conhecidas é apresentado nas entradas. Conforme a entrada de dados, é gerada uma saída cujo seu resultado é comparado com os valores desejados das saídas e previamente conhecido, e na ocorrência de erro é aplicada uma correção aos pesos sinápticos, para que estes possam melhor representar os modelos que estão sendo apresentados.

Originalmente o *perceptron* era composto por apenas uma camada e, por conseguinte, não era aplicável a problemas de classificação onde os padrões não são separáveis por um único hiperplano, ou seja, não linearmente separáveis. A solução para tal problema veio com o algoritmo *Backpropagation* que permitiu a configuração de *perceptrons* em mais de uma camada. A Figura 3.10 ilustra uma rede neural MLP.

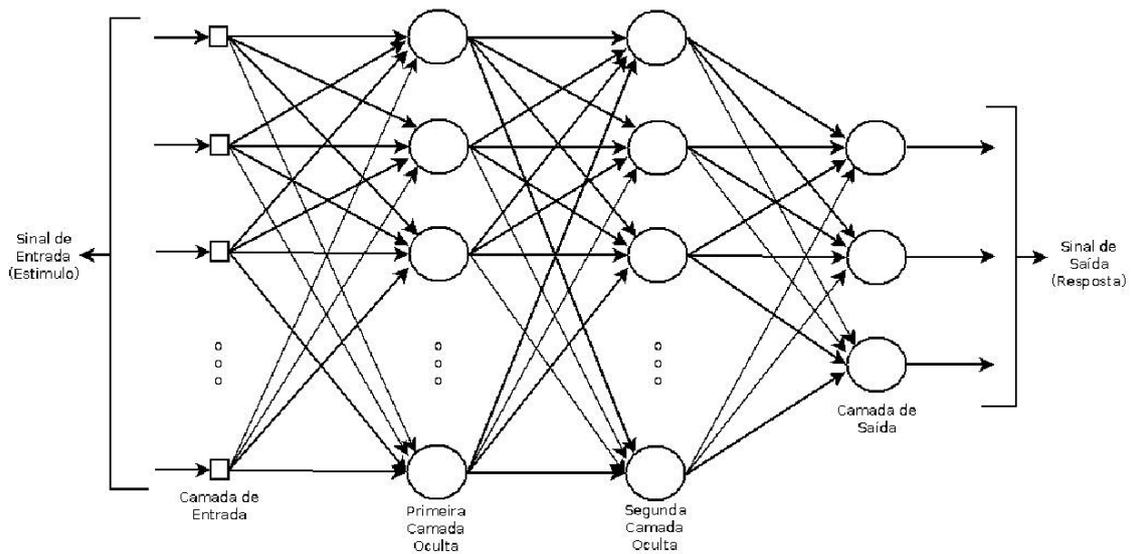


Figura 3. 10 - Arquitetura de uma rede MLP com duas camadas ocultas, [3].

Algumas das características fundamentais da configuração *perceptron* multicamadas diz respeito à função de ativação não linear presente em cada neurônio da rede, que permitem a separação não linear de padrões. Além disso, a configuração de uma ou mais camadas ocultas entre a entrada e a saída permite a aprendizagem de tarefas complexas, extraindo de forma progressiva, durante o treinamento, as características mais significativas dos padrões de entrada.

Por fim, a rede possui um alto grau de conectividade, implicando que todos os sinais de entrada influenciam em todos os neurônios das camadas escondidas, sendo que estes por sua vez influenciam, através dos pesos sinápticos de suas ligações, nos valores de cada saída.

CAPÍTULO 4

4. Cenários de Testes

Este capítulo traz uma visão detalhada dos materiais e das práticas adotadas na execução deste trabalho, destacando a necessidade de cada escolha tomada bem como a implicação de tais decisões.

4.1 O SISTEMA PROPOSTO

Conforme apresentado nos itens introdutórios, o presente trabalho objetiva a construção de um sistema de localização *indoor*, implementado no Laboratório de Automação e Robótica-LARA da Universidade de Brasília, por meio da utilização da tecnologia de identificação por rádio frequência, RFID, combinada com o recurso de processamento de imagens a fim de se adquirir dados consistentes para treinamento de uma rede neural artificial.

É sabido das dificuldades encontradas nas implementações de localização *indoor* devido às restrições e particularidades de cada ambiente, que impossibilitam o uso de técnicas já consagradas como o GPS além de interferir consideravelmente nos sinais de radiofrequência devido à constituição da estrutura física, de equipamentos eletrônicos, metálicos e até da presença de pessoas que transitam no interior dos mesmos. Assim, uma das grandes dificuldades ao se implementar esse tipo de sistema está em driblar as distorções de sinal causadas pelo efeito dos caminhos múltiplos.

A estratégia adotada consistiu em combinar um sistema de etiquetas e leitoras RFID com um sistema de câmera e processamento de imagem, em que se possa gerar dados que permitam o treinamento de uma rede neural que atuará na obtenção da coordenada (x,y) do usuário dentro do ambiente em questão. Os sistemas RFID e de câmeras trabalham de forma a adquirir os dados no mesmo instante, salvando-os em um mesmo computador que posteriormente será utilizado para processamento e análise dos mesmos.

O sistema RFID gera dados correspondentes a cada uma das quatro leitoras utilizadas, sendo os principais deles o sinal de potência RSSI recebido pelas leitoras e provenientes da etiqueta que o usuário estará portando, além da data e hora em que o sinal foi recebido. Esses dados são salvos em um arquivo de texto. Já as câmeras geram quadros, a uma velocidade ajustada para cinco quadros por segundo, correspondentes a localização do usuário no ambiente. Esse usuário porta um identificador vermelho que será reconhecido

quadro a quadro por um algoritmo de processamento de imagens gerando um arquivo .xls contendo as coordenadas em pixel do usuário em cada quadro.

Feito isso, os dados gerados pelos quadros são convertidos de coordenadas de pixels para coordenadas (x,y) reais, mediante uma fator de escala, gerando um novo arquivo .xls. Por fim, deve-se fazer a sincronização entre os dados provenientes do sistema RFID e do sistema de câmeras, de modo que, para um mesmo instante de tempo sejam adquiridos os valores de potência lidos pelas leitoras e os valores de posição obtidos pelas câmeras. Assim, esse último servirá de *groundtruth*, ou localização exata do usuário, permitindo o treinamento da rede neural.

Uma vez treinada, a rede irá gerar uma planilha de dados no formato .xls contendo a posição em coordenadas (x,y) do usuário. Feito isso, esses resultados serão submetido a um filtro de Kalman que atuará na fusão sensorial desses dados com os dados provenientes do processamento de imagens, gerando a saída final do sistema.

4.2 MATERIAIS UTILIZADOS

As subseções seguintes trazem os componentes de hardware e software utilizados na implementação do sistema proposto.

4.2.1 Hardware do Sistema RFID

- Leitoras L-RX900 *Wave Ethernet*

Foram utilizadas quatro leitoras do tipo L-RX900, ilustrada na Figura 4.1, fabricadas pela *Wavetrend* e operantes em 433 MHz, com etiquetas ativas.



Figura 4. 1 - Leitora L-RX900.

Essa leitora consegue ler dados emitidos pelas etiquetas sem o auxílio de nenhuma antena, todavia, o alcance se limita a aproximadamente 1 m. Em contrapartida, de posse de uma antena, tal alcance pode chegar a 40 m.

Ao receber um pulso de dados essas leitoras decodificam e validam os mesmos. Além disso, apresentam a capacidade de leitura simultânea de várias etiquetas, depurando através de seu firmware eventuais colisões de dados provenientes de pulsos de diferentes etiquetas.

Os dados lidos podem ser armazenados em uma pilha ou enviados a um servidor, dependendo da configuração preestabelecida. No caso da pilha, são armazenados até 40 pulsos. A partir desse ponto os dados mais antigos começam a ser descartados.

A comunicação com o servidor é feita por protocolo TCP/IP e Ethernet. Uma vez conectada a rede, a configuração do número de IP é feita facilmente. A alimentação pode ser fornecida por uma fonte simples ou por *Power over Ethernet* (PoE). Há ainda duas entradas digitais e duas saídas a relé para uso em aplicações de controle de acesso por exemplo.

Existem quatro indicadores luminosos na leitora que indicam se a mesma está alimentada, se uma etiqueta está sendo lida e o acionamento de cada um dos relés.

Por fim, esse modelo permite a configuração *auto-pooling*, que fica constantemente lendo as etiquetas dentro do raio de alcance, ou *pooling* manual, em que se necessita enviar um comando de leitura para a leitora.

- Antena L-AN200 stub

A antena utilizada também é de fabricação da *Wavetrend* e possui diagrama de radiação omnidirecional no plano radial. A Figura 4.2 ilustra a antena em questão e seu diagrama de radiação.

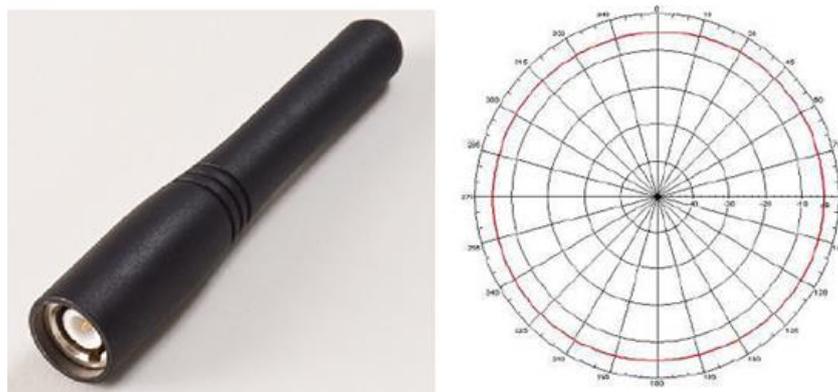


Figura 4. 2 - Antena L-AN200 stub e seu diagrama de radiação, [4].

Segundo o fabricante tais leitoras conseguem um alcance de 40m no recebimento dos dados das etiquetas, todavia, testes realizados por Souza e Oliveira, [18], atestaram um alcance máximo de 14m para campo aberto.

- Etiqueta Ativa L-TG501 MS

A etiqueta ativa utilizada e representada na Figura 4.3 tem dimensões de (85mm x 53mm x 5mm), se assemelhando a um crachá e oferecendo inclusive o espaço para que seja passado o suporte para pescoço.



Figura 4.3 - Etiqueta Ativa L-TG501 MS.

Essa etiqueta possui uma bateria de lítio interna e sensor de movimento, o que permite, por um tempo de aproximadamente 5 anos, gerar pulsos na frequência de 433 MHz, em intervalos de 15 s quando está parada e intervalos de 1,5 s quando em movimento. Tais intervalos vêm configurados de fábrica e podem ser solicitado por parte do cliente que o mesmo faça alterações caso seja conveniente para a aplicação. O pacote enviado possui muitas informações, como ID da etiqueta, período de envio, e quantas vezes a etiqueta já enviou sinais em todo seu tempo de uso. Esta última informação é útil para cálculo da vida útil bateria.

4.2.2 *Middleware* do Sistema RFID

A fim de fazer o gerenciamento entre as leitoras e os dados provenientes das etiquetas, utilizou-se o *middleware* desenvolvido por Fonseca, em [2], em linguagem de programação Delphi. Esse programa é capaz de se conectara a até cinco leitoras e coletar informações das etiquetas tais como ID, o sinal RSSI, *age* e *period*.

Age é o número do pacote que a etiqueta está enviando. Desde a sua fabricação, a etiqueta incrementa um contador cada vez que envia um pacote. Essa informação é útil para cálculo da carga bateria restante na etiqueta. Já o *period* é o período de emissão de dados por

parte da etiqueta, sendo de 15 em 15 segundos quando a mesma se encontra parada e de 1.5 em 1.5 segundos quando em movimento.

O programa permite interfaceamento com o *Matlab*, além de salvar os dados obtidos por cada leitora separadamente ou todas juntas em intervalos pré-definidos, podendo também ser segundo o comando do usuário. Pode-se ainda verificar o mapa do ambiente cujo sistema está atuando e visualizar os dados que estão sendo recebido por cada leitora separadamente. A Figura 4.4 mostra a interface do *middleware* utilizado.

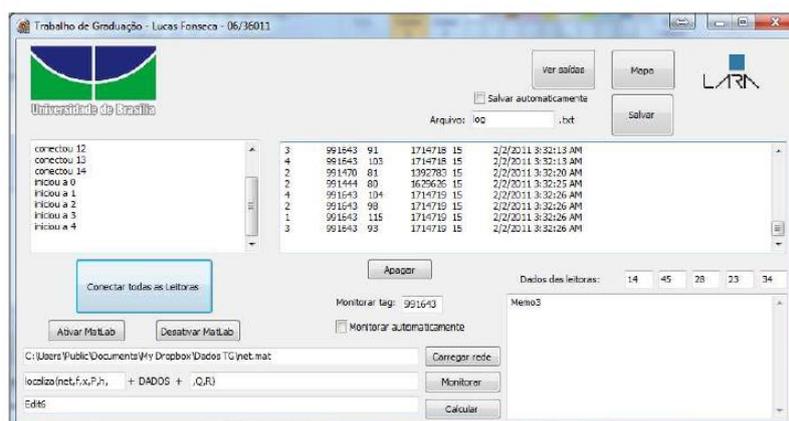


Figura 4.4 - Etiqueta Ativa L-TG501 MS.

4.2.3 Câmera LifeCam VX-600

Para o desenvolvimento do rastreamento do usuário por meio de processamento de imagens utilizou-se a câmera LifeCam VX-600, ilustrada na Figura 4.5.



Figura 4.5 - Câmera LifeCam VX-600.

Essa câmera apresenta uma lente grande angular com visão de 71°, resolução de vídeo de 1,3 MP (1028 x 1024 pixels), resolução de fotos de 5,0 MP (2560 x 2048 pixels), controles de panorâmica, inclinação e zoom digital e ajuste automático para baixa luminosidade. Além disso, a LifeCam VX-600 captura até 30 quadros por segundo, o que é mais que suficiente para a presente aplicação.

4.2.4 Neural Network Toolbox do Matlab

O Matlab[®] é uma ferramenta computacional que trabalha com cálculos matriciais, sendo comercializado em pacotes denominados toolboxes. A Neural Network Toolbox[™] é o pacote destinado ao trabalho com redes neurais artificiais, possuindo funções de treinamento, teste e validação de várias configurações de redes neurais. A Figura 4.6 ilustra a tela de interface gráfica de treinamento e teste da *Neural Network Toolbox*[™].

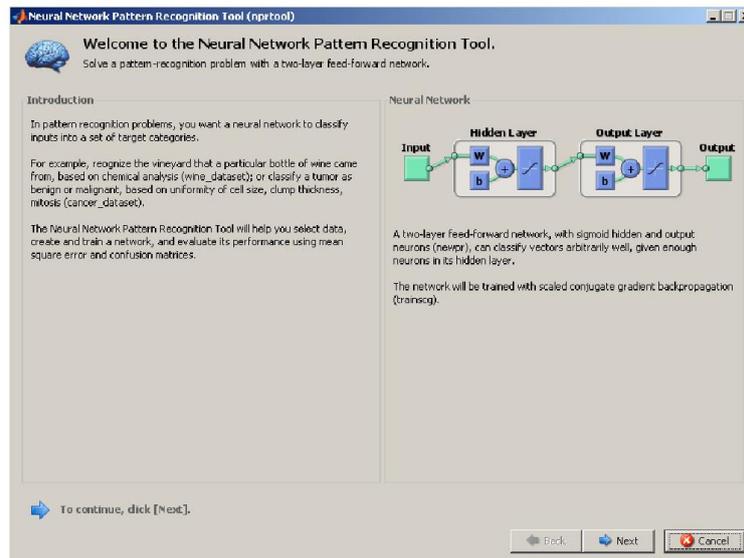


Figura 4. 6 - Tela de interface gráfica de treinamento e teste da Neural Network Toolbox.

4.3 MÉTODOS

Nas seguintes subseções serão descrito os métodos utilizados para o cumprimento dos objetivos de projeto pré-estabelecidos. Sabe-se que o presente projeto está inserido como parte de um projeto final com um algoritmo completo de rastreamento que funcione em tempo real de modo a permitir uma automação eficaz do ponto de vista do conforto e racionamento energético. O fluxograma da Figura 4.7 ajuda a entender a proposta do algoritmo final de rastreamento.

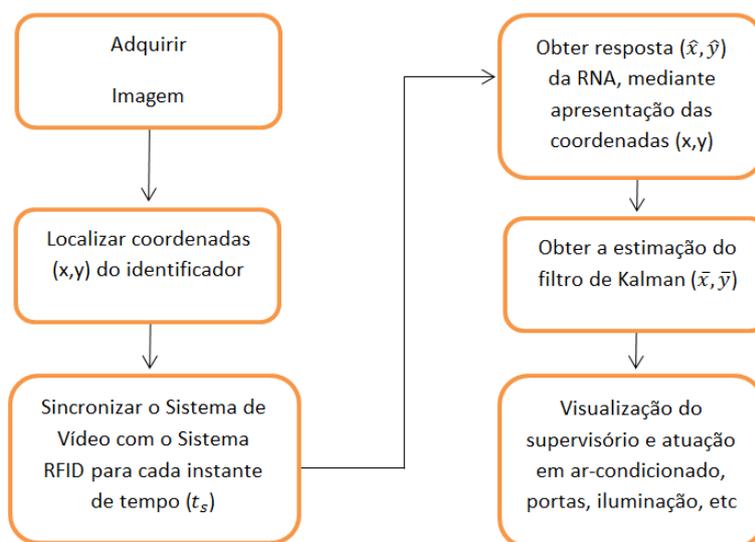


Figura 4.7 - Proposta do Algoritmo de Rastreamento.

Assim, o presente trabalho concentrou-se na implementação dos sistemas de câmeras e RFID, de modo a obter dados consistentes para treinar a RNA, lançando mão da filtragem de Kalman para melhorar a resposta do sistema como um todo. A Figura 4.8 traz o fluxograma explicativo da sequência de ações adotadas para o cumprimento dos requisitos pré estabelecidos neste trabalho.

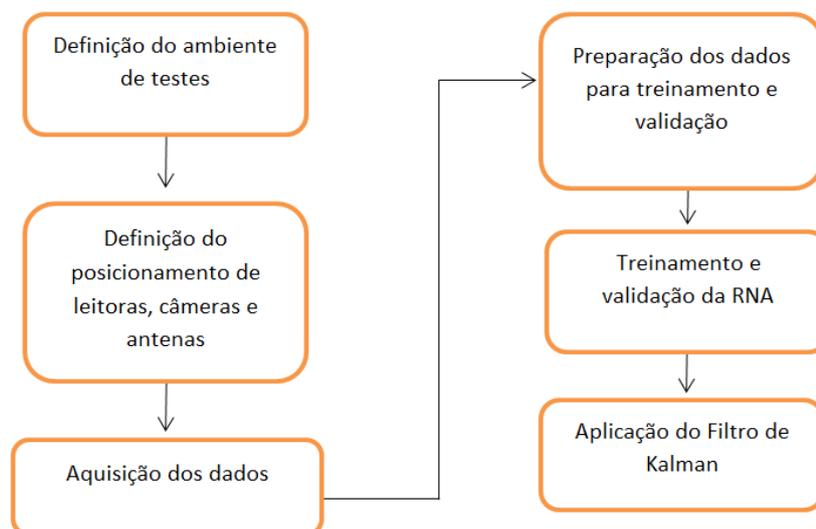


Figura 4.8 - Fluxograma da metodologia adotada para execução do projeto.

4.3.1 Definição do Ambiente de Testes

A primeira etapa na implementação do trabalho proposto consistiu na escolha do ambiente em que os testes seriam realizados. Por questões de conveniência e praticidade, escolheu-

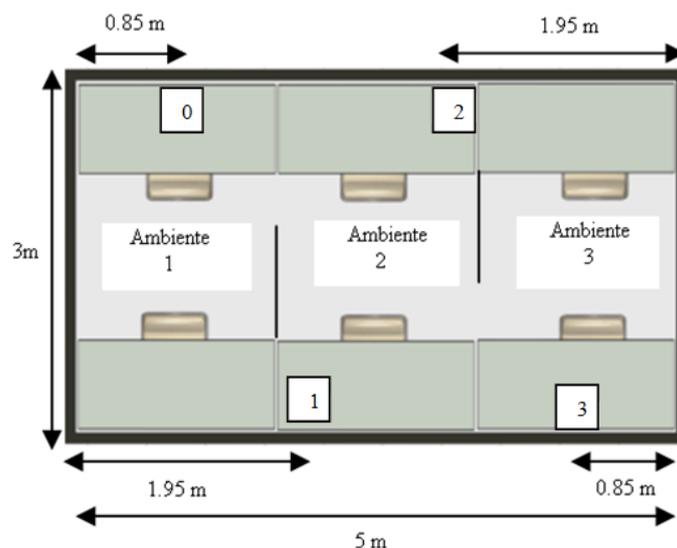


Figura 4. 10 - Sala de testes particionada em três ambientes, com destaque para o posicionamento das leitoras identificadas como 0, 1, 2 e 3.

Além das distâncias entre as leitoras e as paredes, representadas na Figura 4.10, adotou-se uma altura padrão de 1,4 m das mesmas com relação ao solo. Essa configuração permitiu que as quatro leitoras fossem dispostas de maneira a cobrir todos os três ambientes da sala de testes.

Quanto ao sistema de câmeras utilizado para reconhecimento do usuário por meio de processamento de imagens, adotou-se uma única câmera fixada ao centro do teto no ambiente em que os dados estivessem sendo colhidos, de modo que a abrangência da câmera fosse suficiente para englobar toda a área de circulação do usuário dentro do espaço em questão.

Portanto, a aquisição de tais dados foi feita de maneira separada para cada um dos ambientes, ou seja, o usuário se deslocava em um único ambiente de modo a gerar dados de treinamento, deslocando-se uma segunda vez em um percurso diferente para gerar dados de validação. Assim, para cada uma das repartições da sala de testes foi feito o ajuste da câmera conforme supracitado.

4.3.3 Aquisição dos Dados

Como explicado anteriormente, os dados foram adquiridos separadamente em cada uma das três partições feitas na sala de testes. Um fato importante a ser observado é o de que o método adotado, dividindo a sala do laboratório em três ambientes e coletando dados em cada um dos mesmos separadamente, não interfere no resultado adquiridos, uma vez que a configuração da sala de testes não foi alterada entre a coleta em um ambiente e outro, ou seja, todos os dados foram coletados sob as mesmas condições.

Montagem do Sistema RFID

Como já mencionado, o sistema RFID utilizado foi composto por quatro antenas acopladas a quatro leitoras, uma etiqueta ativa e um computador onde os dados eram recebidos e guardados através de um *middleware*.

As leitoras comunicavam com o computador via rede *Ethernet*. Uma vez que as mesmas estavam configuradas com endereço de IP fixo, configurou-se o IP do computador para a mesma sub-rede, conectando todos os dispositivos aos pontos de rede do laboratório.

O sistema completo funcionou de forma a receber as leituras da emissão da etiqueta ativa, através do *middleware*, gravando os mesmos em um arquivo de texto dentro de um diretório específico do computador. Esse arquivo continha os dados das quatro leitoras, identificadas como leitora 0, 1, 2 e 3, dispostos em ordem de leitura.

A Tabela 4.1 ilustra um trecho de tal arquivo. Percebe-se que os dados adquiridos estão representados em sete colunas, em que a primeira representa o número da leitora, seguido pelo ID da etiqueta, o sinal RSSI recebido, o *age* (contador da etiqueta), o período de recebimento dos dados, a data e por fim o instante em que os mesmos foram lidos.

| Leitora | ID da Etiqueta | RSSI | Age Counter | Período Entre Pulsos | Data | Instante de Chegada |
|---------|----------------|------|-------------|----------------------|------------|---------------------|
| 2 | 991563 | 87 | 10320669 | 1,5 | 23/08/2014 | 10:13:38 |
| 1 | 991563 | 101 | 10320670 | 1,5 | 23/08/2014 | 10:13:38 |
| 0 | 991563 | 97 | 10320671 | 1,5 | 23/08/2014 | 10:13:38 |
| 3 | 991563 | 102 | 10320672 | 1,5 | 23/08/2014 | 10:13:38 |

Tabela 4.1 Trecho dos dados provenientes do sistema RFID em ordem cronológica de chegada.

Montagem da Câmera

A câmera foi instalada no centro do teto do ambiente em que os dados seriam adquiridos, sendo ajustada de modo a cobrir toda a área de circulação do usuário. Utilizou-se o mesmo computador ligado ao sistema RFID para adquirir os dados da câmera, por meio de uma comunicação via cabo USB. Esse foi um fator importante, pois posteriormente foi necessário sincronizar os dados provenientes do sistema RFID com os dados provenientes da câmera.

Assim, como os mesmos foram adquiridos na mesma máquina, não houve necessidade de sincronismo de relógios, medida que seria necessário caso fosse utilizada duas máquinas distintas.

Para aquisição dos dados da câmera um código desenvolvido em linguagem C, utilizando-se da biblioteca *OpenCV*, iniciava a gravação de um vídeo da movimentação do usuário pelo ambiente, dividindo-o em quadros e salvando os mesmos em um diretório específico do computador.

Estratégia utilizada para coletar os dados

A fim de que a posição (x,y) do usuário fosse identificada por meio do processamento de imagens, utilizou-se um marcador vermelho, boné, fixado ao pé do usuário. Quanto à fixação da etiqueta, foram adotadas duas estratégias distintas. A primeira delas consistia em fixa-la ao peito do usuário, simulando a utilização da mesma como crachá. Na segunda estratégia optou-se por colocar a etiqueta junto ao marcador vermelho, no pé do usuário.

Para cada uma das estratégias supracitadas coletou-se dados de treinamento e de validação em todos os ambientes da sala de testes, procurando manter o compromisso de não se alterar a configuração da sala entre a implementação de uma e outra estratégia. A Figura 4.11 (a) e (b) ilustram o usuário portando o identificador e a etiqueta em ambas as metodologias adotadas.

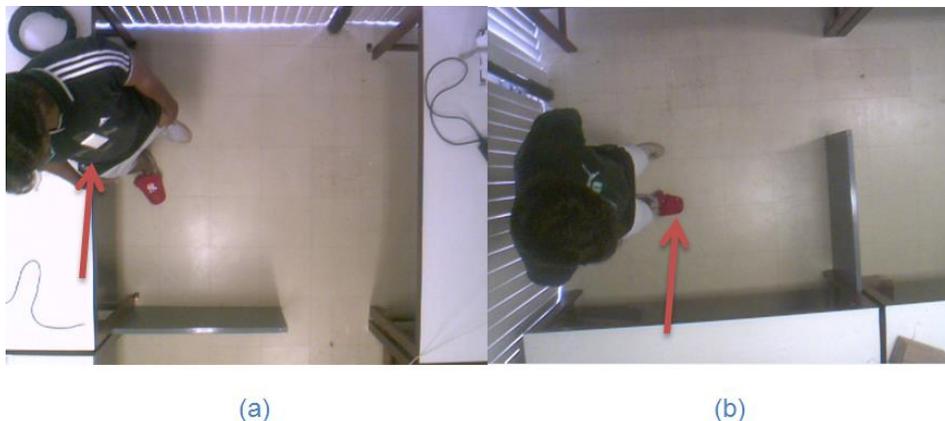


Figura 4. 11- Usuário portando identificador vermelho preso ao pé e etiqueta RFID ativa fixada (a) ao peito e (b) ao pé, abaixo do identificador.

Um quesito importante quando se implementa uma rede neural artificial é ter dados suficientes para que parte dos mesmos seja destinada ao treinamento da rede e outra parte à validação. Nesse sentido, foram coletados dados provenientes de duas movimentações do usuário para cada um dos três ambientes da sala de testes, uma gerando dados para o treinamento e outra para validação.

A qualidade da resposta fornecida pela rede neural está diretamente relacionada com a qualidade dos dados que lhe serão apresentados para treinamento. No presente trabalho, como já explicado, os dados são adquiridos mediante a movimentação do usuário dentro da área correspondente ao ambiente onde está sendo feita a coleta. Desse modo, com o intuito de se gerar dados que possibilitem um bom treinamento da rede neural, o usuário se movimentou de modo a cobrir toda a área do ambiente em questão, aumentando o número de informação contida nos dados adquiridos.

Na etapa de obtenção de dados para validação, a preocupação em cobrir a maior área possível do ambiente onde está sendo realizados os testes não se faz tão necessária. Sabendo disso, a movimentação do usuário nesta parte foi bem mais simples e rápida, consistindo simplesmente em uma caminhada que cruzasse o ambiente de ponta a ponta.

Os detalhes a cerca das movimentações descritas acima poderão ser percebidos pela localização do usuário mediante identificação por processamento de imagens, que será apresentada na parte de resultados deste trabalho. Por tal identificação pode-se ver nitidamente o trajeto percorrido pelo portador da etiqueta tanto na etapa de treinamento como de validação.

4.3.4 Preparação dos Dados para Treinamento e Validação

Após coletados os dados fez-se necessário processar os mesmos a fim de deixá-los no modelo exato a serem apresentados para treinamento e validação da rede neural. Essa etapa de preparação foi realizada via códigos desenvolvidos no programa *Matlab*.

A primeira parte do processamento consistiu em, a partir dos quadros de imagem da movimentação do usuário, identificar sua coordenada em *pixels* dentro do ambiente e gerar um arquivo *.xls* que contivesse a posição (x,y) real (em centímetros) do mesmo.

Primeiramente importaram-se todos os quadros para o ambiente do *Matlab*, percorrendo os *pixels* de sua matriz a procura de valores (RGB) que caracterizasse a cor vermelha. O critério de escolha dos valores de intensidade das cores vermelha, verde e azul que caracterizasse o vermelho do identificador do usuário foi calibrado individualmente para cada um dos ambientes, pois tais valores variavam segundo a incidência de luz.

Em um mesmo quadro vários pixels se enquadraram na caracterização da cor do marcador, assim, com o objetivo de tentar identificar o centro do marcador, tomou-se como coordenada em pixels, a posição do pixel que representasse a média entre todos os que se enquadram no padrão de cor desejado. A Figura 4.12 ilustra a identificação do marcador com detalhe para a posição do pixel que representa a média dentre todos os selecionados.



Figura 4. 12- Coordenada (x,y) representada pelo asterisco azul e referente a identificação do marcador vermelho fixado ao pé do usuário.

As coordenada (x,y) em *pixels* correspondentes a todos os quadros importados foram transformadas para coordenadas reais em centímetros e salvas em um arquivo .xls.

Os dados provenientes do sistema RFID, salvos em formato .txt foram processados de forma a compor uma tabela composta por 7 (sete) colunas, em que da primeira a quarta são representados os valores RSSI lidos pelas leitoras 0,1,2 e 3 respectivamente. Já as colunas cinco, seis e sete representam a hora, minuto e segundo de aquisição de cada um dos dados.

Assim como ocorrido em trabalhos passados, algumas falhas de leitura de dados foram encontradas. Um exemplo são casos em que uma dada leitora apresenta falha em sua leitura em um determinado instante de tempo, retornando 0 (zero) como valor de RSSI lido. Para lidar com tais falhas, sempre que uma leitora apresentava o valor 0 (zero) para alguma leitura, o mesmo era substituído pelo ultimo valor RSSI lido pela leitora em questão.

Tal medida é razoável, visto que a movimentação foi realizada de maneira lenta e, portanto, não há uma diferença significativa entre os sinais RSSI de uma media e outra subsequente.

De posse dos dois arquivos contendo informações provenientes da identificação por imagem e do sistema RFID, faz-se necessário um meio de sincronização dos mesmos de forma a gerar um único arquivo final que possa se apresentado à rede para treinamento.

Um novo código foi criado a fim de implementar esse processo de sincronização. O mesmo funcionou de modo a abrir o arquivo com os dados oriundos do sistema RFID e, para cada linha de dados, identificar o instante de leitura do mesmo. De posse desse valor, acessou-se os quadros de vídeo verificando o campo "*info.FileModDate*", que traz informações acerca do instante de sua criação, comparando esse último valor com o valor correspondente ao tempo de coleta dos dados do sistema RFID obtido primeiramente.

O algoritmo de obtenção dos quadros de vídeo foi configurado para gravar 5 (cinco) quadros por segundo no diretório do computador, como já discutido, ao passo de que os dados provenientes da etiqueta eram recebidos a um período de 1.5 segundos, uma vez que a mesma se encontrava em movimento. Sendo assim, para cada instante de dados lidos pelo sistema RFID existia em média 5 (cinco) quadros correspondentes.

Para se implementar a sincronização adotou-se a média das coordenadas (x,y) de todos os quadros que correspondiam ao instante analisado. Como o deslocamento foi feito de forma lenta, em um intervalo de 1 segundo não se obteve uma diferença significativa entre a posição do marcador, o que deu sustentabilidade para a medida adotada.

Por fim, gerou-se um arquivo final a ser apresentado á rede neural para seu treinamento, contendo 6 colunas, sendo que as quatro primeiras representavam os sinais de RSSI recebidos pelas leitoras 0,1,2 e 3, e as duas ultimas as coordenadas x e y do usuário dentro do ambiente.

As primeiras quatro colunas atuam apresentando padrões a rede (*pattern*), enquanto que as duas últimas atuam como a resposta esperada para tais padrões (*target*). Dessa forma, pode-se estabelecer um treinamento supervisionado permitindo que a rede aprenda e interpole de modo a oferecer resposta a novos padrões baseando-se nos padrões e saídas apresentados no treinamento.

4.3.5 Treinamento e Validação da Rede Neural Artificial

O *software Matlab* oferece uma ferramenta chamada *Neural Network ToolboxTM*, por meio da qual se pode treinar diferentes configurações de redes neurais. Por se tratar de um problema não linearmente separável e pelos motivos explicitados na Seção 3.6.1, no presente trabalho adotou-se a estratégia de treinar uma rede *perceptron* multicamadas. Todavia, mesmo dentro dessa configuração, existem ainda muitos parâmetros a serem ajustados que podem influenciar no desempenho do treinamento, tais como o número de neurônios na camada intermediária, o número de épocas de treinamento e o tipo de função de ativação e do algoritmo de treinamento.

Apesar de todos os parâmetros acima influenciarem no treinamento e conseqüentemente na resposta da rede, é sabido que o fator principal para um bom desempenho da mesma está na qualidade dos dados apresentados para treinamento. Esse é o principal fator de limitação da qualidade da resposta da rede utilizada para treinar sistemas de dados ruidosos, como o sistema de rastreamento *indoor* proposto neste trabalho.

Por conseguinte, visando maximizar o desempenho da rede empregada no treinamento dos dados provenientes das leitoras RFID, implementou-se um algoritmo para treinamento de uma rede *perceptron* multicamadas com função de ativação *sigmoid* e algoritmo de

treinamento *Levenberg-Marquardt backpropagation (trainlm)*. Desenvolveu-se um código em *Matlab* cujo objetivo consistiu em, partindo de uma configuração inicial com 10 neurônios na camada intermediária e 100 épocas de treinamento, treinar a rede e validá-la, obtendo um percentual de acertos mediante comparação da saída da mesma com a saída esperada para os dados de validação. Foi considerada uma margem de erro de 30 cm, por se tratar de uma distância razoável no perfil de aplicação proposto.

Feito isso, foram gravadas a informação da configuração da rede (número de neurônios) e a porcentagem de acertos que a mesma obteve. Em seguida, o número de épocas é incrementado em 100, mantendo o mesmo número de neurônios, treinando-se uma nova rede e fazendo-se o procedimento análogo ao anterior.

Essa sequência é executada até que se obtenha o número de 1000 épocas de treinamento, ponto onde tal número é ajustado novamente para 100 e o número de neurônios é incrementado em 10, executando-se a mesma sequência anterior. O algoritmo tem sua execução finalizada quando o número de neurônios chega a 100 com 1000 épocas de treinamento.

Ao fim do treinamento, os dados salvos são verificados para determinar qual a configuração de rede obteve maior desempenho de resposta.

Geralmente o treinamento de uma rede neural é finalizado antes que o número de épocas limite seja atingido. Isso ocorre quando o erro final desejado (parâmetro *net.trainParam.goal*) é alcançado. Todavia, caso não se alcance tal erro, a rede continuará seu treinamento até que o número de épocas seja estourado. Sendo assim, o código de treinamento criado opta por alterar e limitar o número de épocas para que, caso não se alcance o erro desejado, a rede não seja submetida a uma carga excessiva de treino, fazendo com que a mesma fique viciada nos padrões apresentados perdendo sua capacidade de interpolação.

4.3.6 Aplicação do Filtro de Kalman

Uma das maiores dificuldades na utilização do filtro de Kalman está na obtenção do modelo sobre o qual o mesmo será aplicado. O presente trabalho utilizou como modelo uma adaptação de *Phil Kim*, [16], referente a um exemplo de rastreamento de objetos em uma imagem.

O modelo em questão é de um sistema linear de primeira ordem bidimensional, ou seja, possui variáveis de estado que representam o eixo x e o eixo y. O vetor coluna das variáveis de estado foi representado por:

$$x = \begin{bmatrix} posicao_x \\ velocidade_x \\ posicao_y \\ velocidade_y \end{bmatrix}$$

Além das variáveis de estado referentes às posições x e y , foram assumidas outras duas variáveis representando a velocidade de deslocamento do usuário em cada uma das coordenadas. No entanto, para os fins do trabalho foram tomados apenas os valores das medidas de posição do usuário, uma vez que a velocidade desenvolvida pelo mesmo não está diretamente ligada aos propósitos pré estabelecidos.

O modelo em espaço de estados do sistema em questão é definido pelas seguintes equações:

$$x_{k+1} = Ax_k + w_k \quad (6)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (7)$$

Os termos w_k e v_k nas equações (7) e (8) são relativos ao ruído, sendo o primeiro o ruído proveniente do sistema, afetando as variáveis de estado, e o segundo, proveniente das medições do sensor.

A matriz A , conhecida como matriz de transição de estados do sistema, descreve como o sistema muda ao longo do tempo, podendo ser entendida como a matriz que contém as equações de movimento do sistema. Para os fins do presente trabalho, definiu-se tal matriz como:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

A matriz H representa a relação entre as medições realizadas e as variáveis de estado e foi definida como:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Os ruídos do sistema em espaço de estados foi representado por duas matrizes diagonais. A primeira delas, matriz Q , é conhecida como matriz de covariância do ruído do proveniente do sistema (w_k). Já a segunda, matriz R , é conhecida como matriz de covariância do ruído proveniente das medições (v_k). Tais matrizes foram definidas como:

$$Q = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix},$$

$$R = \begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}.$$

Pelas matrizes apresentadas acima, percebe-se que levou-se em conta um período de amostragem de 1s e a hipótese de velocidade constante.

Sabendo-se que o ganho K é definido pela Equação (3), $K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1}$, pode-se rearranjá-la de modo que:

$$K_k = \frac{P_k^- H^T}{H P_k^- H^T + R} \quad (8)$$

Pela Equação (8), é notório que o ganho K_k decresce com o crescimento de R . Isso faz com que a contribuição das medições para o estado estimado do filtro também decresça, aumentando a contribuição da predição. Assim, para o presente trabalho, em que as medições provindas da rede neural são bastante ruidosas e pouco confiáveis, é interessante que se diminua a contribuição das mesmas na estimação do filtro aumentando o valor de R .

Em contrapartida, a predição do erro da covariância dada pela Equação (2), $P_k^- = A x_{k-1} A^T + Q_k$, aumenta com o aumento de Q . Porém, a Equação (8) discutida a pouco, mostra que o ganho K_k aumenta a medida que se aumenta o valor de P_k^- . Logo, para os fins deste trabalho, além do aumento de R , é interessante que se tenha um decréscimo de Q .

CAPÍTULO 5

5. RESULTADOS

Mediante os procedimentos descritos no capítulo anterior, as seguintes seções trazem os resultados obtidos por ambas as configurações de posicionamento da etiqueta RFID ativa portada pelo usuário.

5.1 IDENTIFICAÇÃO POR IMAGEM DA MOVIMENTAÇÃO DO USUÁRIO

Foram adotadas duas estratégias para aquisição dos dados, sendo que na primeira a etiqueta RFID vinha fixada ao peito do usuário, ao passo que na segunda, vinha fixada junto ao identificador localizado no pé do mesmo.

Em ambas as configurações foram executados movimentos diferentes a fim de se adquirir dados de treinamento e validação para cada um dos três ambientes que compunham a sala de testes. Para fins de comparação, no decorrer da apresentação dos resultados irá se seguir a seguinte nomenclatura para as configurações supracitadas:

Configuração 1 – configuração em que a etiqueta RFID ativa está localizada ao peito do usuário.

Configuração 2 – configuração em que a etiqueta RFID ativa está localizada junto ao identificador, ao pé do usuário.

Desse modo, seguindo a nomenclatura estabelecida acima, obteve-se os seguintes resultados para a identificação da movimentação do usuário via processamento de imagens.

- Configuração 1

A Figura 5.1 (a), (b) e (c), referentes aos ambientes 1, 2 e 3 respectivamente, ilustra a identificação por processamento de imagens da movimentação do usuário a fim de se gerar dados de treinamento.

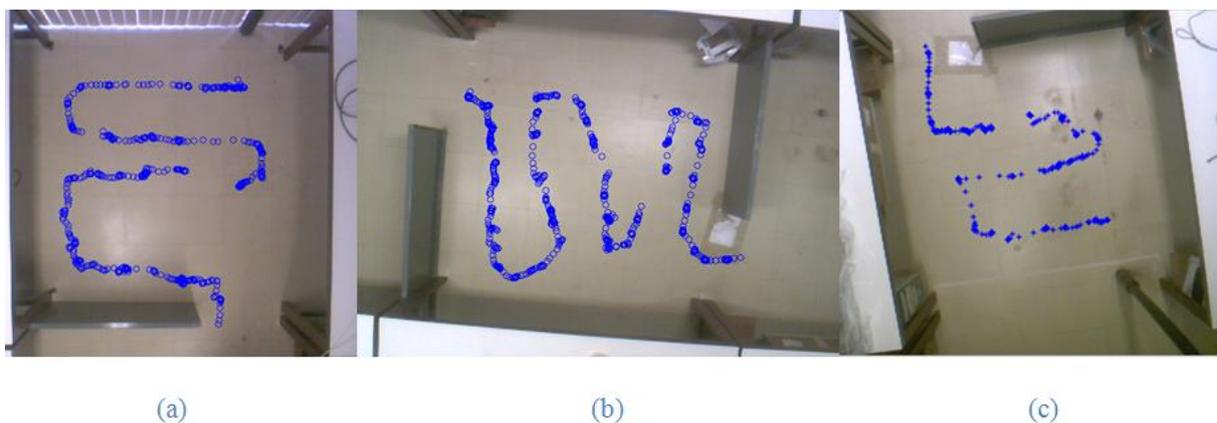


Figura 5. 1- Identificação via processamento de imagens da movimentação do usuário, nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3, a fim de adquirir dados para treinamento e empregando a configuração 1.

Pela Figura 5.1 nota-se que o portador da etiqueta e do indicador procurou movimentar-se de modo a cobrir o ambiente como um todo. Essa preocupação é justificada pelo fato de que, quanto mais padrões apresentados a rede, e quanto maior a área de cobertura desses padrões, maior será a capacidade da mesma em interpolar novas entradas.

Em se tratando da geração de dados para validação, foram adotadas as seguintes movimentações representadas pela Figura 5.2 (a), (b) e (c), referentes aos ambientes 1, 2 e 3 respectivamente.

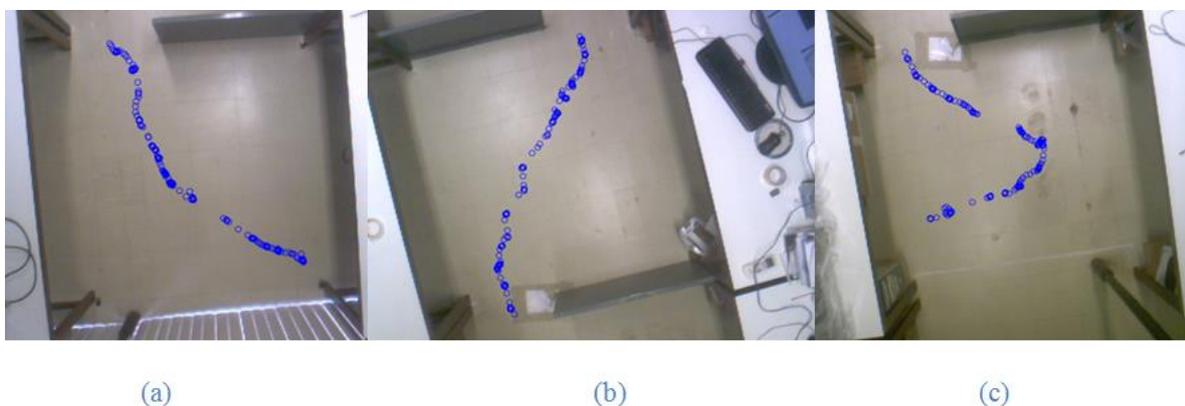


Figura 5. 2- Identificação via processamento de imagens da movimentação do usuário, nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3, a fim de adquirir dados para validação e empregando a configuração 1.

Na etapa de aquisição dos dados para validação não se teve a preocupação de se movimentar de modo a cobrir todo o ambiente, como encontrado na etapa de aquisição de dados para treinamento. Sendo assim, ao observar a Figura 5.2, percebe-se que o usuário se movimentou de modo a simular a passagem de um ambiente a outro de maneira direta, ou seja, sem fazer zig-zags como no caso do treinamento.

Tanto na Figura 5.1 quanto na Figura 5.2, observou-se a existência de pequenos trechos em que os pontos de identificação nas imagens apresentam certa descontinuidade. Esse fenômeno pode ser explicado por diversos fatores.

Primeiramente podem referir-se a pontos em que o algoritmo não foi capaz de identificar o boné preso ao pé do usuário. Um possível motivo seria o bloqueio da luz pelo próprio usuário, mudando as intensidades de cores (RGB) dos *pixels* representantes do boné, fazendo com que os mesmos não fossem classificados pelos critérios estabelecidos no código. Vale lembrar que os valores de classificação foram calibrados para cada ambiente em particular.

Uma segunda explicação seria a própria obstrução da imagem da câmera pelo corpo do usuário. Uma vez que o teto da sala de testes é relativamente baixo, dependendo da posição do usuário, a visão do identificador preso a seu pé fica obstruída pela cabeça ou até por parte da perna do mesmo, impedindo o algoritmo de identificar sua coordenada. Esse fenômeno foi observado ao se analisar os quadros provindos dos vídeos de movimentação obtidos.

Um terceiro caso, menos provável, mas também possível, seria o fato de uma movimentação brusca do pé do usuário contendo o identificador. Desse modo, haveria um deslocamento muito rápido do identificador comparado com a capacidade de captura dos quadros, ajustado para 5 (cinco) quadros por segundo.

Essa última possibilidade é descartada para o presente experimento, visto que em todas as movimentações, tomou-se o cuidado de se executar movimentos lentos, não só pela identificação por câmera, mas principalmente pela leitura dos sinais da etiqueta, que ocorreram a um período de 1,5 segundos.

Todavia tais interrupções não influenciaram nos resultados de treinamento da rede neural, uma vez que os dados passaram por um pré processamento e por sincronização com os dados provenientes das leitoras antes de serem submetidos ao treinamento. Assim, nessas etapas, dados que apresentavam erros ou inconsistências, tanto por parte da câmera quanto por parte do sistema RFID, foram descartados ou ajustados quando possível, como nos casos em que uma leitora não registrava leitura do sinal da etiqueta em um dado instante de tempo cuja solução adotada foi explicada no capítulo anterior.

- Configuração 2

De maneira análoga a configuração 1, a Figura 5.3 (a), (b) e (c), referentes aos ambientes 1, 2 e 3 respectivamente, ilustra a identificação por processamento de imagens da movimentação do usuário a fim de se gerar dados de treinamento.

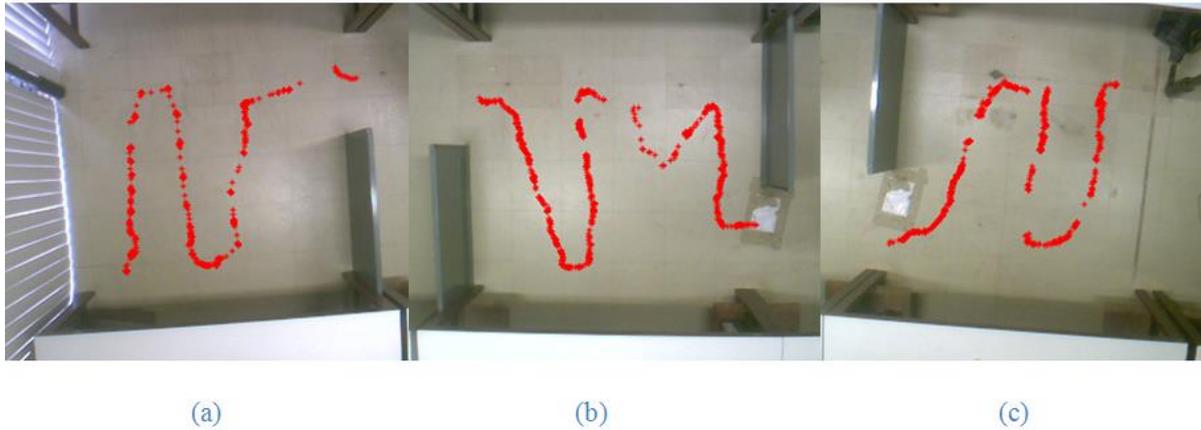


Figura 5. 3- Identificação via processamento de imagens da movimentação do usuário, nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3, a fim de adquirir dados para treinamento e empregando a configuração 2.

Em se tratando da geração de dados para validação, foram adotadas as seguintes movimentações representadas pela figura Figura 5.4 (a), (b) e (c), referentes aos ambientes 1, 2 e 3 respectivamente.

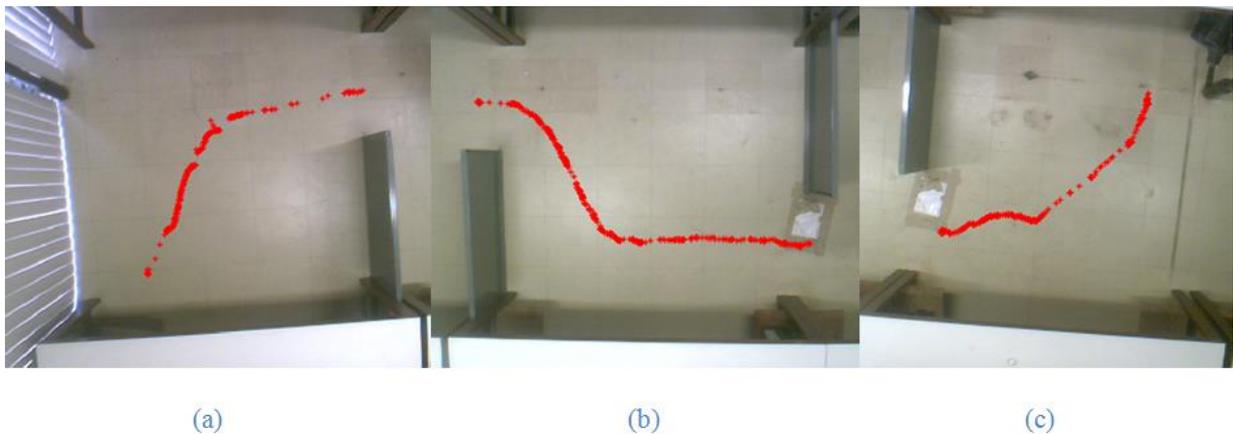


Figura 5. 4 - Identificação via processamento de imagens da movimentação do usuário, nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3, a fim de adquirir dados para validação e empregando a configuração 2.

Pelas Figura 5.3 e Figura 5.4 observa-se que foram seguidos os mesmos padrões de movimentação para obtenção de dados de treinamento e validação estabelecidos na configuração 1.

Os resultados obtidos em ambas as configurações atendem a um dos objetivos específicos pré-estabelecidos para o trabalho, a saber, a identificação da localização (x,y) do usuário. Com esses dados, pode-se estabelecer um *groundtruth*, ou verdade absoluta da posição do usuário, de modo a servir como alvo (*target*) para o treinamento supervisionado da rede neural artificial.

5.2 TREINAMENTO DA REDE NEURAL ARTIFICIAL

Uma vez coletados todos os dados, efetuou-se o treinamento da rede neural artificial segundo os procedimentos apresentados no capítulo anterior, para as configurações 1 e 2.

A Tabela 5.1 ilustra a disposição final de tais para treinamento da rede, após serem pré processados.

| Leitora 0 | Leitora 1 | Leitora 2 | Leitora 3 | X Real | Y Real |
|-----------|-----------|-----------|-----------|--------|--------|
| 104 | 99 | 84 | 85 | 83 | 24 |
| 80 | 97 | 84 | 74 | 36 | 27 |
| 98 | 99 | 94 | 78 | 29 | 54 |
| 99 | 99 | 77 | 91 | 36 | 55 |

Tabela 5. 1 - Trecho dos dados provenientes do sistema RFID em ordem cronológica de chegada.

Na Tabela 5.1, as primeiras quatro colunas referem-se ao sinal RSSI lido pelas leitoras 0, 1, 2 e 3, nessa ordem, sendo as duas últimas referentes as coordenadas x e y identificadas pelo processamento de imagens, também nessa ordem. Assim, as quatro primeiras colunas formam os padrões apresentados para a rede (*pattern*) e as duas últimas formam o alvo, ou a resposta ideal esperada (*target*).

Quanto ao treinamento propriamente dito, em se tratando da configuração 1, mediante a comparação das diferentes topologias das redes treinadas, obteve-se o melhor desempenho para uma rede com 50 neurônios na camada intermediária.

Para fins de comparação das duas configurações adotadas, estabeleceu-se uma rede *perceptron* multicamadas com 50 neurônios na camada intermediária como topologia de rede para a configuração 2, análoga a rede utilizada para a configuração 1.

A taxa de acerto da resposta das redes treinadas, levando em conta um erro de ± 30 cm com relação à identificação por processamento de imagem, não diferiram muito entre as duas configurações adotadas. Para a configuração 1 obteve-se um resultado máximo de 70%, contra 68% da configuração 2.

Apesar de uma taxa de acertos relativamente baixa, o resultado obtido pelo treinamento das redes neurais foi condizente com o que se esperava. Isso porque, como já mencionado, a qualidade da resposta da rede está fortemente ligada à qualidade dos dados apresentados a mesma. Assim, como já é sabido de trabalhos passados e confirmado neste, os sinais RSSI recebidos pelas leitoras são bastante ruidosos, devido aos fatores característicos de ambientes internos.

5.3 APLICAÇÃO DO FILTRO DE KALMAN

Antes de se aplicar o filtro de Kalman às respostas das redes treinadas, verificou-se a validade do modelo adotado para a presente aplicação. Assim, aplicando o filtro aos dados de treinamento obteve-se bons resultados, podendo ser verificado pela Figura 5.5.

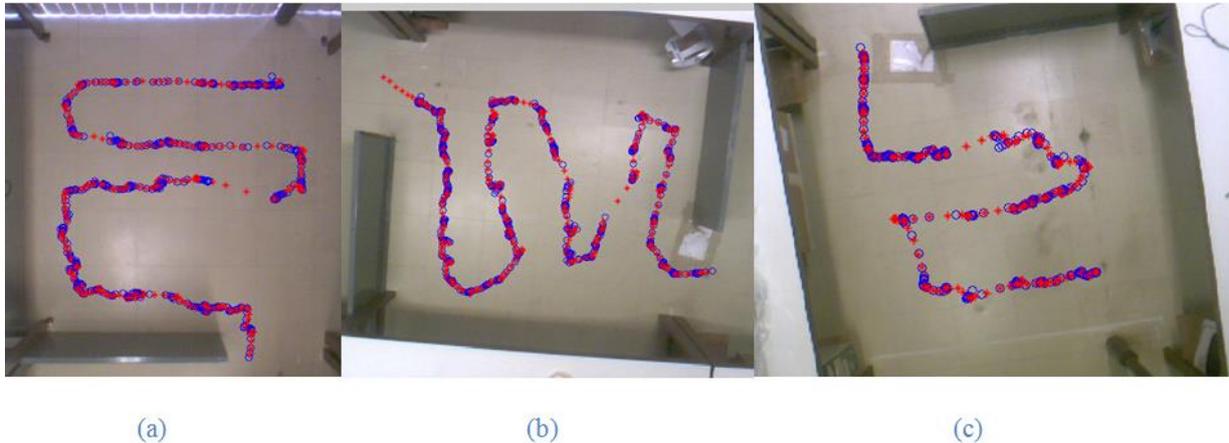


Figura 5.5 - Validação do modelo do filtro de Kalman para os dados de treinamento nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3. Os círculos em azul representam a identificação por processamento de imagens e os asteriscos vermelhos representam a resposta do filtro.

Pela Figura 5.5 percebe-se que a utilização do modelo adotado é plenamente justificável para a aplicação em questão. O filtro fornece estimações que se sobrepõe aos dados provenientes das medições além de realizar interpolações em áreas onde há descontinuidade dos mesmos.

Uma vez validado o modelo, utilizou-se o filtro de Kalman com a finalidade de se estabelecer uma fusão sensorial entre a resposta da rede e os dados provenientes do sistema de processamento de imagens.

- Fusão sensorial para a configuração 1

A Figura 5.6 apresenta o resultado da fusão sensorial através do filtro de Kalman para os ambientes 1, 2 e 3 referentes à configuração 1. Os círculos azuis, representando a resposta da rede, são bastante ruidosos e não descrevem com precisão a movimentação do usuário, representada pelos asteriscos vermelhos resultantes da identificação por processamento de imagens. Todavia, depois de implementada a fusão sensorial, verifica-se uma proximidade muito grande entre os pontos estimados pelo filtro, asteriscos pretos, e os pontos identificados por processamento de imagem.

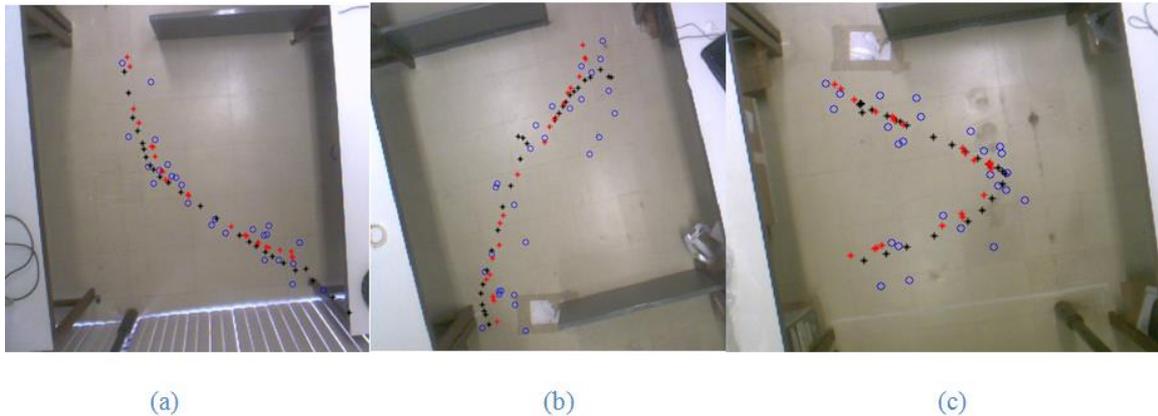


Figura 5.6 - Estimação do filtro de Kalman (preto) utilizado na fusão sensorial entre a resposta da rede neural (azul) e o reconhecimento por processamento de imagem (vermelho), nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3, empregando a configuração 1.

De modo a se obter um resultado em termos mais quantitativos, a Figuras 5.7 apresenta um gráfico em que são expressos os deslocamentos realizados na coordenada x em função do deslocamento total S, dado pela equação (9).

$$S_{k+1} = S_k + \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \quad (9)$$

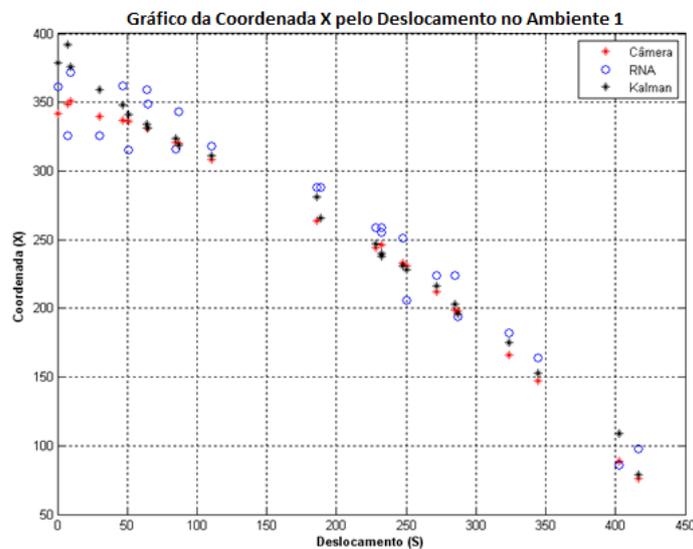


Figura 5.7 - Gráfico da coordenada X pelo deslocamento no ambiente 1, por meio da configuração 1 (unidades expressas em pixel).

Como forma de verificar o quão próxima estão as estimações obtidas comparadas ao valor real dado pela câmera, foi utilizado o método do erro quadrático médio EQM_{kalman} e EQM_{RNA} referentes aos erros das estimações do filtro de Kalman e da rede neural artificial respectivamente. Desse modo, os erros encontrados, representados em metros, foram:

$$EQM_{kalman} = 0.37 \text{ m}$$

$$EQM_{RNA} = 1.28 \text{ m}$$

Procedendo de maneira análoga ao apresentado acima, a Figura 5.8 apresenta o gráfico relacionando o deslocamento em Y com o deslocamento total S para o ambiente 1.

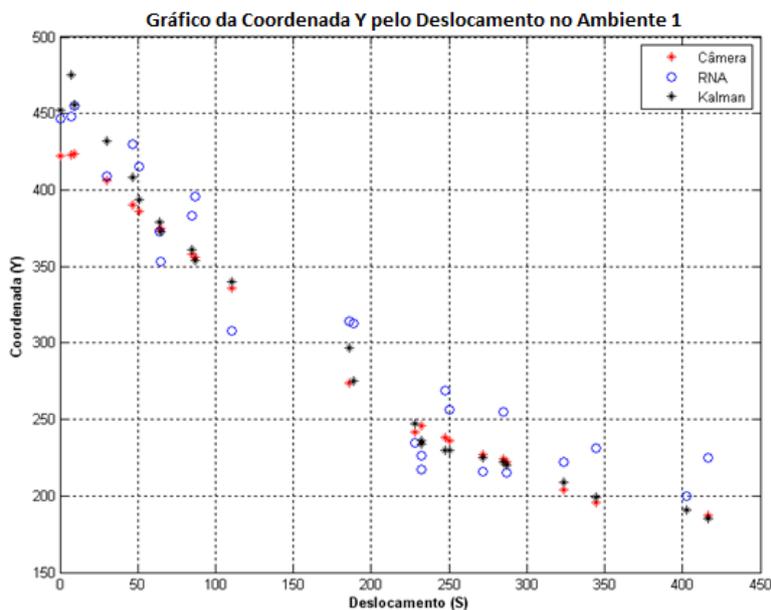


Figura 5. 8 - Gráfico da coordenada Y pelo deslocamento no ambiente 1, por meio da configuração 1 (unidades expressas em pixel).

Os erros quadráticos médios foram:

$$EQM_{kalman} = 0.55$$

m

$$EQM_{RNA} = 2.71$$

A Figura 5.9 apresenta um gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 1.

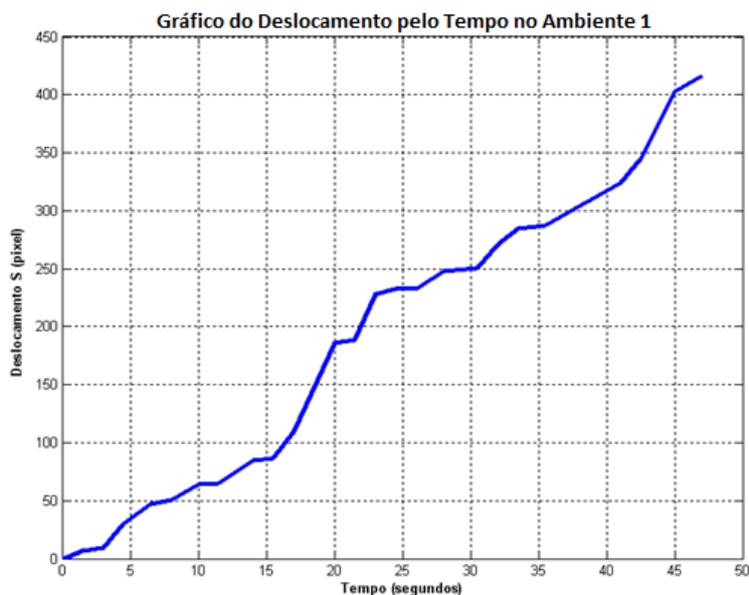


Figura 5. 9 - Gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 1 da configuração 1.

A Figura 5.10 apresenta o gráfico relacionando o deslocamento em X com o deslocamento total S para o ambiente 2.

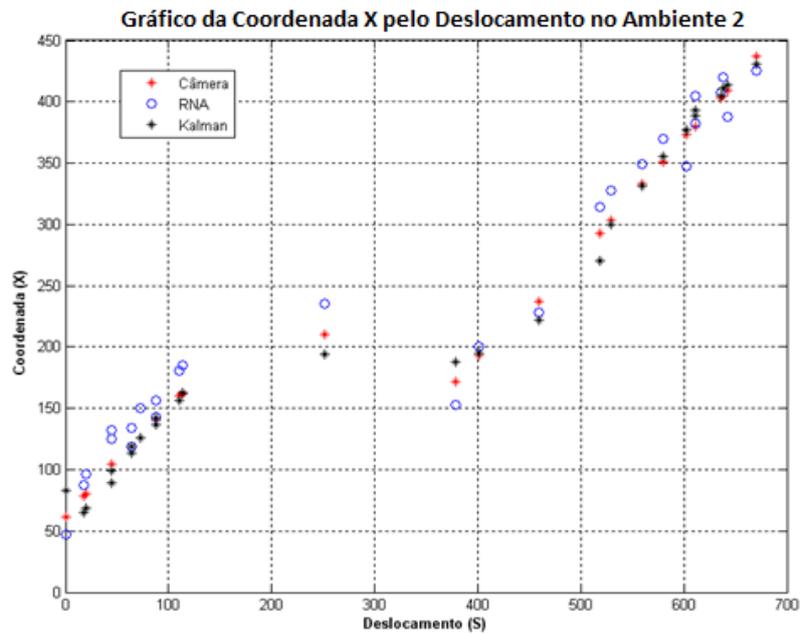


Figura 5. 10- Gráfico da coordenada X pelo deslocamento no ambiente 2, por meio da configuração 1 (unidades expressas em pixel).

Os erros quadráticos médios foram:

$$EQM_{kalman} = 0.34$$

m

$$EQM_{RNA} = 1.36$$

A Figura 5.11 apresenta o gráfico relacionando o deslocamento em Y com o deslocamento total S para o ambiente 2.

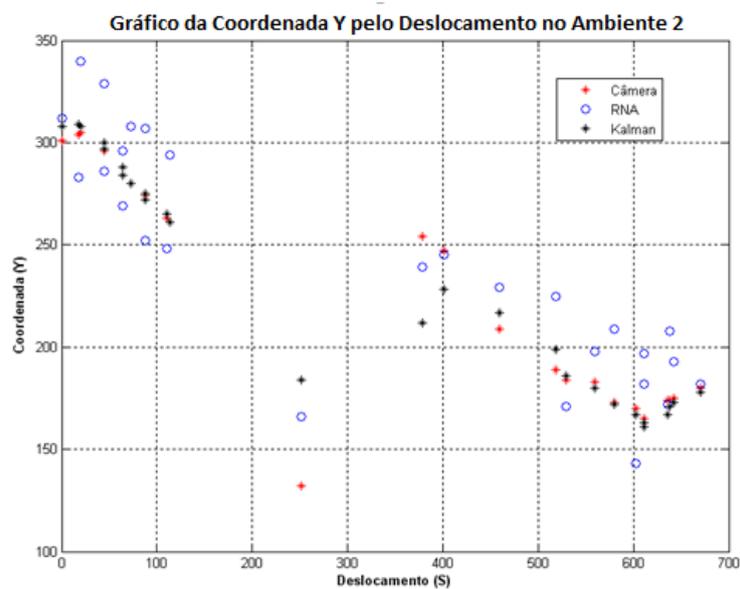


Figura 5. 11- Gráfico da coordenada Y pelo deslocamento no ambiente 2, por meio da configuração 1 (unidades expressas em pixel).

Os erros quadráticos médios foram:

$$EQM_{kalman} = 0.84$$

m

$$EQM_{RNA} = 2.41 \text{ m}$$

A Figura 5.12 apresenta um gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 2.

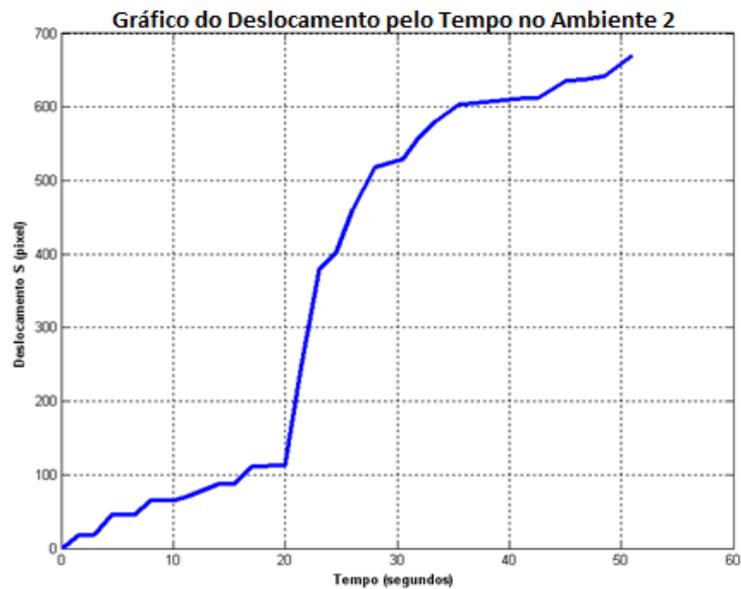


Figura 5.12- Gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 2 da configuração 1.

A Figura 5.13 apresenta o gráfico relacionando o deslocamento em X com o deslocamento total S para o ambiente 3.

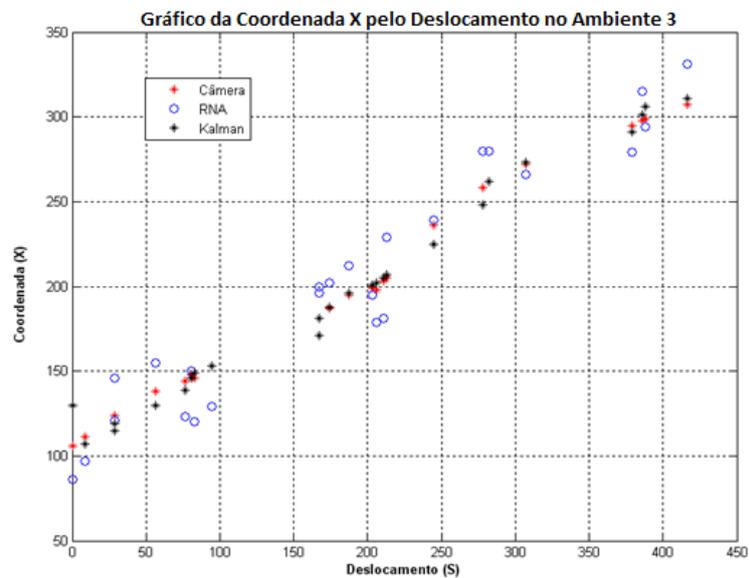


Figura 5.13- Gráfico da coordenada X pelo deslocamento no ambiente 3, por meio da configuração 1 (unidades expressas em pixel).

Os erros quadráticos médios foram:

$$EQM_{kalman} = 0.21$$

m

$$EQM_{RNA} = 1.13 \text{ m}$$

A Figura 5.14 apresenta o gráfico relacionando o deslocamento em Y com o deslocamento total S para o ambiente 3.

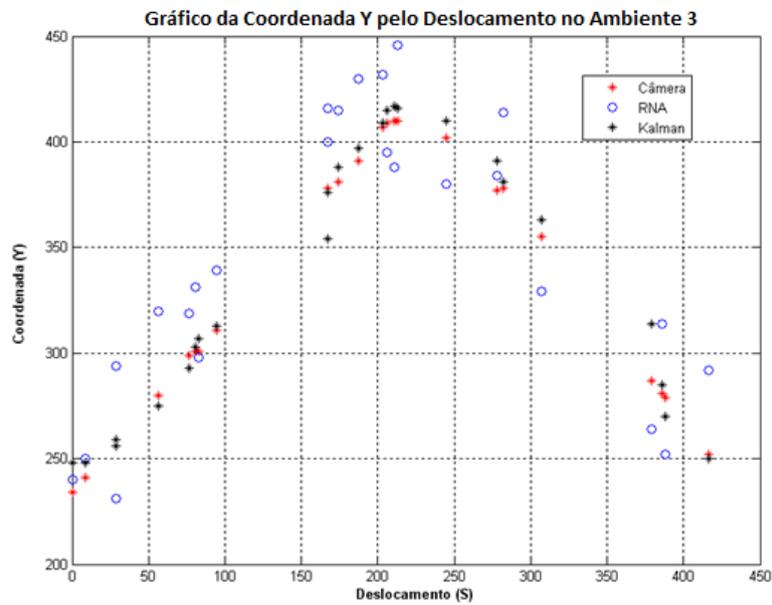


Figura 5.14- Gráfico da coordenada Y pelo deslocamento no ambiente 3, por meio da configuração 1 (unidades expressas em pixel).

Os erros quadráticos médios foram:

$$EQM_{kalman} = 0.36 \text{ m}$$

$$EQM_{RNA} = 1.41 \text{ m}$$

A Figura 5.15 apresenta um gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 3.

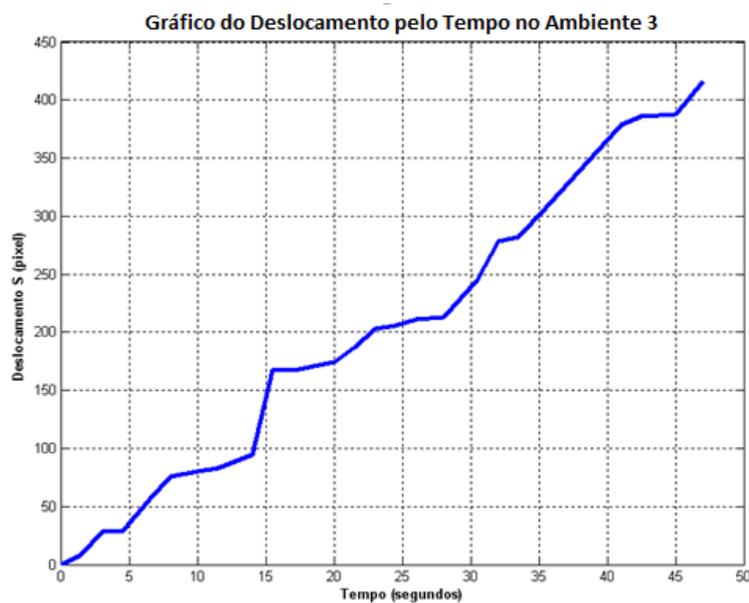


Figura 5. 15- Gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 3 da configuração 1.

- Fusão sensorial para a configuração 2

A Figura 5.16 apresenta o resultado da fusão sensorial através do filtro de Kalman para os ambientes 1, 2 e 3 referentes à configuração 2. Os procedimentos adotados assim como a legenda de cores da Figura 5.16 são análogos ao apresentado para a configuração 1. Sendo assim, assume-se: círculos azuis representando a resposta da rede, asteriscos vermelhos representando a identificação por processamento de imagem e asteriscos pretos representando a estimação do filtro de Kalman.

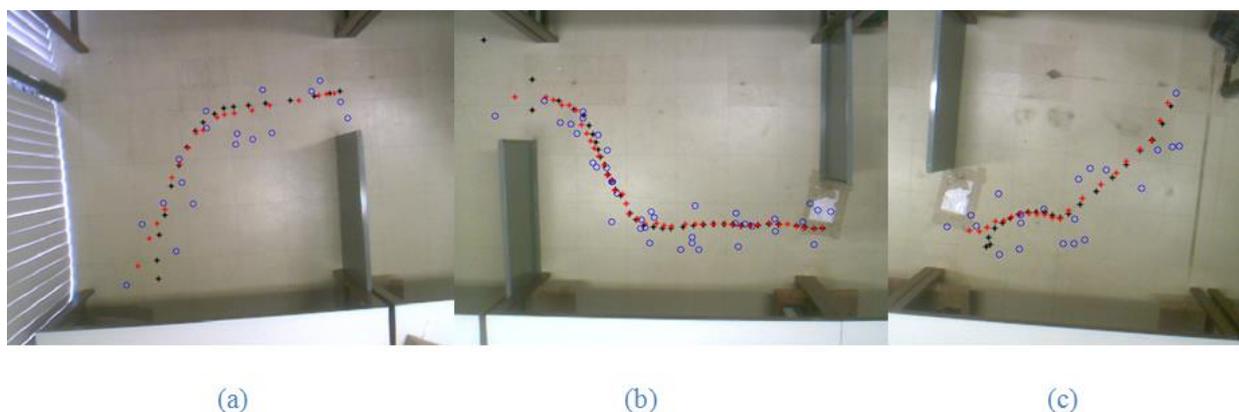


Figura 5. 16- Estimação do filtro de Kalman (preto) utilizado na fusão sensorial entre a resposta da rede neural (azul) e o reconhecimento por processamento de imagem (vermelho), nos ambientes (a) 1, (b) 2 e (c) 3, empregando a configuração 2.

A Figura 5.17 apresenta o gráfico relacionando o deslocamento em X com o deslocamento total S para o ambiente 1.

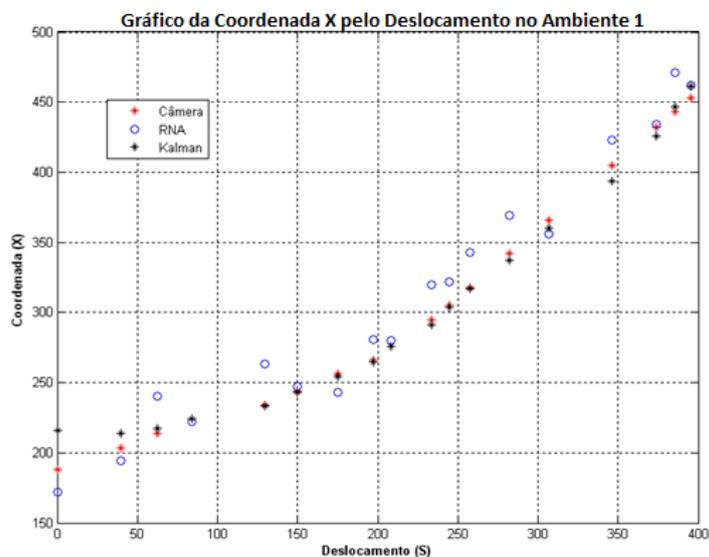


Figura 5. 17- Gráfico da coordenada X pelo deslocamento no ambiente 1, por meio da configuração 2 (unidades expressas em pixel).

Os erros quadráticos médios foram:

$$EQM_{kalman} = 0.15$$

m

$$EQM_{RNA} = 1.87 \text{ m}$$

A Figura 5.18 apresenta o gráfico relacionando o deslocamento em Y com o deslocamento total S para o ambiente 1.

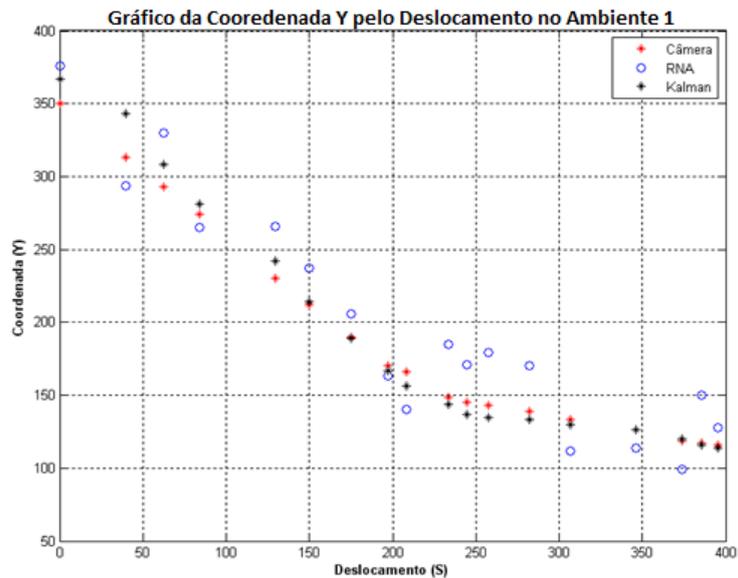


Figura 5. 18- Gráfico da coordenada Y pelo deslocamento no ambiente 1, por meio da configuração 2 (unidades expressas em pixel).

Os erros quadráticos médios foram:

$$EQM_{kalman} = 0.22$$

m

$$EQM_{RNA} = 1.57 \text{ m}$$

A Figura 5.19 apresenta um gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 1.

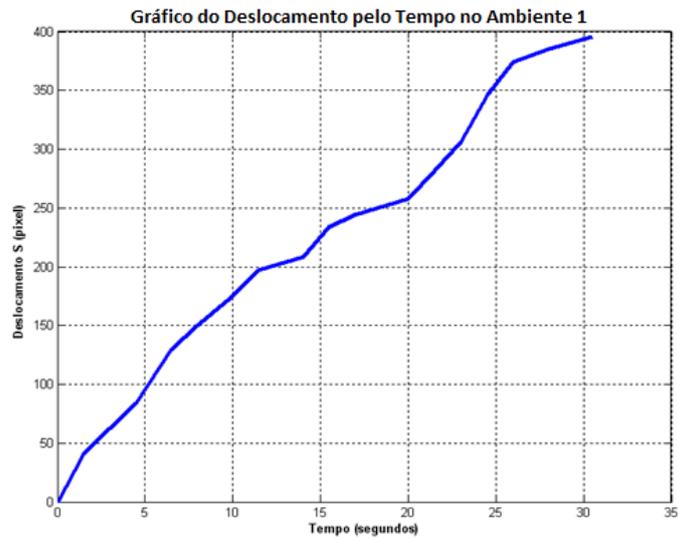


Figura 5. 19- Gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 1 da configuração 2.

A Figura 5.20 apresenta o gráfico relacionando o deslocamento em X com o deslocamento total S para o ambiente 2.

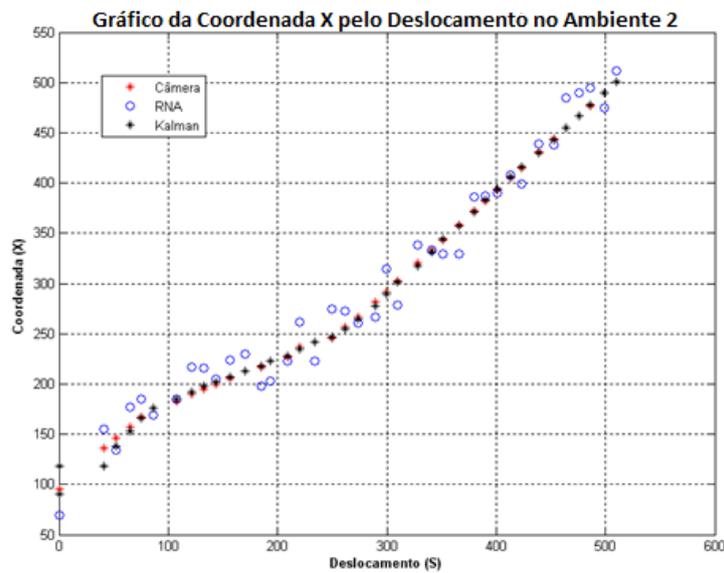


Figura 5. 20- Gráfico da coordenada X pelo deslocamento no ambiente 2, por meio da configuração 2 (unidades expressas em pixel).

Os erros quadráticos médios foram:

$$EQM_{kalman} = 0.09$$

m

$$EQM_{RNA} = 1.46 \text{ m}$$

A Figura 5.21 apresenta o gráfico relacionando o deslocamento em Y com o deslocamento total S para o ambiente 2.

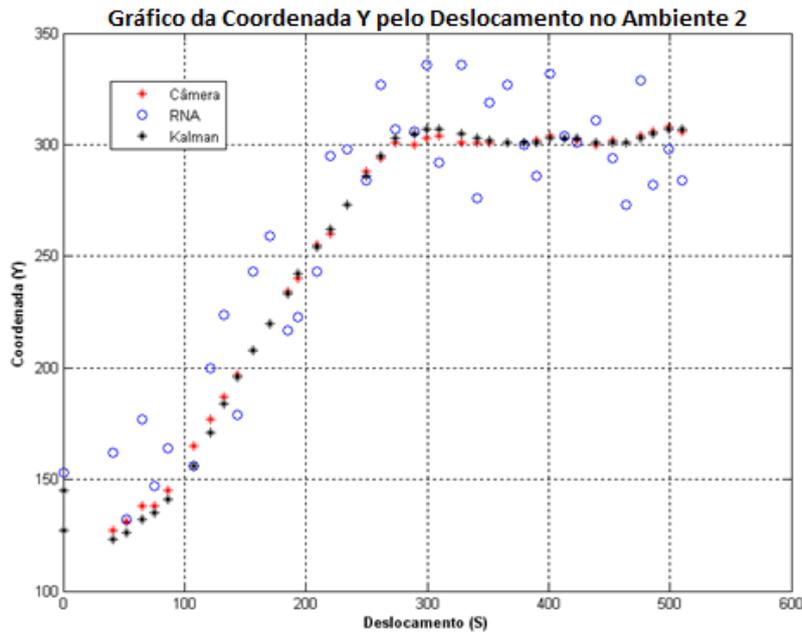


Figura 5. 21- Gráfico da coordenada Y pelo deslocamento no ambiente 2, por meio da configuração 2 (unidades expressas em pixel).

Os erros quadráticos médios foram:

$$EQM_{kalman} = 0.12$$

m

$$EQM_{RNA} = 2.27$$

A Figura 5.22 apresenta um gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 2.

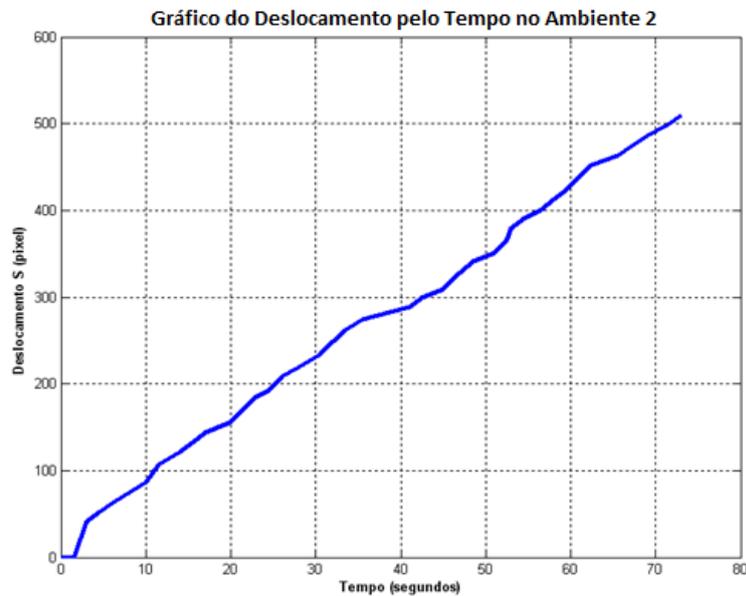


Figura 5. 22- Gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 2 da configuração 2.

A Figura 5.23 apresenta o gráfico relacionando o deslocamento em X com o deslocamento total S para o ambiente 3.

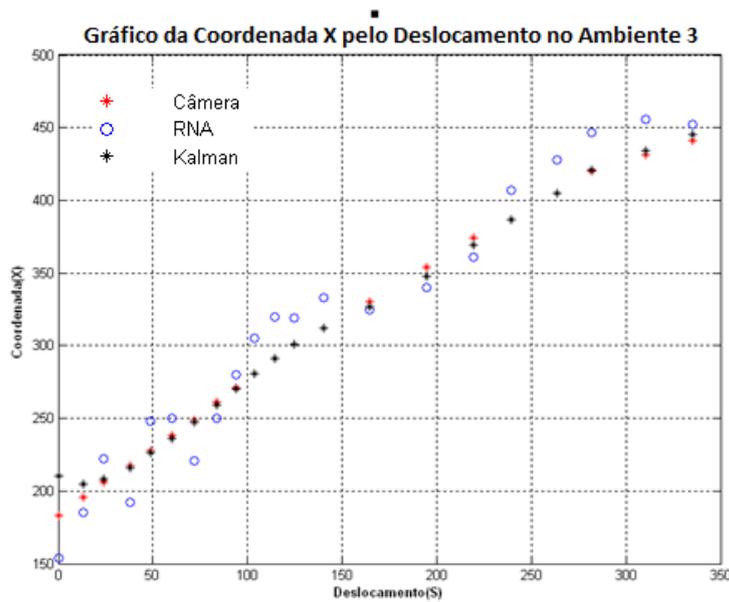


Figura 5. 23- Gráfico da coordenada X pelo deslocamento no ambiente 3, por meio da configuração 2 (unidades expressas em pixel).

Os erros quadráticos médios foram:

$$EQM_{kalman} = 0.08 \quad \text{m}$$

$$EQM_{RNA} = 1.14 \text{ m}$$

A Figura 5.24 apresenta o gráfico relacionando o deslocamento em Y com o deslocamento total S para o ambiente 3.

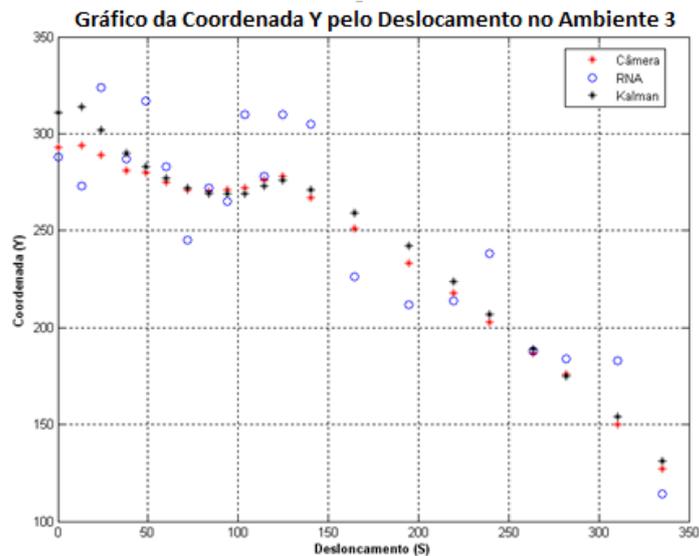


Figura 5. 24- Gráfico da coordenada Y pelo deslocamento no ambiente 3, por meio da configuração 2 (unidades expressas em pixel).

Os erros quadráticos médios foram:

$$EQM_{kalman} = 0.22 \quad \text{m}$$

$$EQM_{RNA} = 1.57 \text{ m}$$

A Figura 5.25 apresenta um gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 3.



Figura 5.25- Gráfico do deslocamento pelo tempo no ambiente 3 da configuração 2.

Em ambas as configurações percebe-se que a estimação do filtro está mais próxima da identificação por processamento de imagem, sensor de maior confiabilidade. Todavia, é notório também uma grande discrepância inicial entre essas duas medidas, devido ao erro inicial do algoritmo que é ajustado a medida que novos dados vão sendo apresentados ao mesmo.

Os resultados apresentados acima atestam a aplicabilidade do filtro de Kalman atendendo aos objetivos específicos pré estabelecidos neste trabalho.

5.4 COMPARATIVO ENTRE AS CONFIGURAÇÕES 1 E 2

Apesar das configurações 1 e 2 se diferenciarem por apresentarem localizações diferentes da etiqueta RFID ativa junto ao corpo do usuário, ambas apresentaram desempenhos muito similares, principalmente com relação a resposta da rede neural.

Uma primeira olhada ao problema pode sugerir que a configuração 2 é, em sua essência, mais assertiva em termos de implementação e coerência dos resultados que a segunda. Isso porque a mesma traz a etiqueta junto ao identificador, ao passo que a configuração 1 o traz separado, fixado como um crachá ao peito do usuário.

Olhando por esse ponto de vista, a ideia que se tem é a de que, na configuração 1, a posição do usuário, identificada pelo processamento de imagens, não é a mesma da etiqueta, uma vez que seu pé não se encontra no mesmo eixo vertical que a etiqueta.

Todavia, o que chega a rede são níveis de potência por meio do sinal RSSI, que são devidamente combinados com a posição do identificador preso ao pé do usuário.

Assim, esse pequeno deslocamento entre o pé do portador da etiqueta e o eixo vertical contendo a mesma fica invisível a rede, pois a mesma interpreta os sinais de RSSI associando-os a posição do identificador fixado em seu pé.

Um jeito mais simples de exemplificar o questionamento exposto acima é considerar duas posições (x_c, y_c) e (x_s, y_s) diferentes entre si e representando as coordenadas do identificador e da etiqueta fixada ao peito do usuário respectivamente. As coordenadas (x_s, y_s) , referentes a etiqueta presa ao peito do usuário, são invisíveis a rede, sendo que os sinais RSSI provenientes de tais posições são associados as coordenadas (x_c, y_c) , referentes a posição do identificador preso ao pé do usuário, que são apresentadas a rede como resposta correta àquele padrão de sinais recebido.

Desse modo, do ponto de vista dos resultados de treinamento devido a divergência entre coordenadas da etiqueta e do identificador, a configuração 1 se iguala a configuração 2. Tal fator é comprovado mediante a semelhança dos resultados obtidos.

Uma possível desvantagem da configuração 2 com relação a configuração 1 seria para as condições de fronteira entre um ambiente e outro, pois o pé do usuário poderia estar em um ambiente e o corpo com a etiqueta em outro. Contudo, como não foram admitidos passos tão longos a ponto dessa diferença de coordenadas ser substancial e como o usuário é identificado por coordenadas (x, y) e não por ambientes, esse problema não apresenta grande impacto nos resultados.

Outro fato notório a ser observado é que a estimação do filtro de Kalman para a configuração 2 se aproximou mais da resposta dada pela identificação por imagem que na configuração 1. Tal fenômeno pode ser explicado pela maior simetria e padronização dos dados provenientes do processamento de imagens da segunda configuração quando comparada à primeira. Isso porque os testes relativos a configuração 2 foram realizados após a configuração 1 e seus resultados.

Assim, apesar de tentar-se manter o mesmo padrão e as mesmas condições dos ambientes de teste, tomou-se maior cuidado ao deslocamento de modo a evitar ao máximo as discontinuidades na identificação por imagem observadas na configuração 1.

Os resultados gerais obtidos pela estimação do filtro de Kalman poderiam ser melhorados pela aplicação de um modelo não linear, em substituição ao modelo linear utilizado neste trabalho. Um possível modelo é apresentado pelas equações (10) e (11).

$$x_{(k+1)} = x(k) + r \cos(\theta(k))k + w(k)$$

(10)

$$y_{(k+1)} = y(k) + r \sin(\dot{\theta}(k)k) + v(k)$$

(11)

As equações (10) e (11) apresentam uma interdependência entre as coordenadas x e y , sendo r o raio do deslocamento e θ o ângulo da orientação do usuário dentro do ambiente.

CAPÍTULO 6

6. Conclusão

O presente trabalho atendeu aos objetivos gerais e específicos pré estabelecidos de modo a se obter um sistema de rastreamento *indoor* capaz de identificar um usuário dentro das mediações do Laboratório de Automação e Robótica-LARA.

Mediante as dificuldades existentes na concepção de tais sistemas, citadas ao longo do texto, vários estudos e trabalhos anteriores já foram concebidos nessa área, adotando tecnologias, métodos e estratégias de rastreamento divergentes entre si. Nesse cenário, com o objetivo de compor e contribuir para essa área de pesquisa, foi desenvolvido experimentos que trouxessem um diferencial com relação aos trabalhos anteriores, a saber, pelo rastreamento das coordenadas (x,y) do usuário, ao invés de identificá-lo por ambiente, e pela utilização de processamento de imagens, implementando uma fusão sensorial deste com os dados provenientes da resposta de uma rede neural, via filtro de Kalman.

Pelos resultados obtidos e expressos no Capítulo 5, percebe-se que, mesmo diante de dificuldades como calibração e fixação da câmera ao teto do laboratório, obtiveram-se dados satisfatórios e consistentes acerca da movimentação do usuário dentro dos ambientes de teste. Essa foi uma parte fundamental do trabalho, visto que sem ela não se teria veracidade da posição (x,y) do usuário na sala de testes, tornando inviável o treinamento da rede neural e a fusão sensorial.

O fator central do sistema de processamento de imagens envolveu a elaboração do código destinado à identificação do marcador de cor vermelha portado pelo usuário. Isso porque foi utilizado o sistema RGB como base para a identificação, tornando o sistema como um todo muito sensível à variação da iluminação. Mesmo os dados sendo colhido em um espaço curto de tempo, evitando a variação da iluminação natural, observou-se que o próprio posicionamento do usuário causava variações de luz sobre o identificador, que vinha fixado junto a seu pé.

Para contornar tal problema, adotou-se a estratégia de ajustar no código os valores de seleção para a cor vermelha em cada ambiente de teste. Sendo assim, os efeitos negativos da mudança de iluminação de um ambiente para outro foram reduzidos significativamente, permitindo uma resposta satisfatória do sistema.

Quanto ao sistema de coleta de dados RFID, composto por antenas, leitoras e etiqueta, tomou-se um cuidado especial, visto a quantidade de interferência sofrida pelo sinal RSSI apresentadas em trabalhos anteriores e comprovadas neste. Assim, adotaram-se posições para antenas e leitoras de modo que cobrissem com regularidade toda a sala de testes. Além disso, tomou-se o cuidado de não mudar a configuração da sala no intervalo de uma coleta de dados e outras, de modo a interferir o mínimo possível nos resultados.

Mesmo com tais precauções, observou-se que a resposta da rede, mediante aos padrões RSSI apresentados a mesma, apresentou-se bastante ruidosa, visto as características de construção, equipamentos e mobiliário encontrados no laboratório. Foram testadas duas configurações de posições para a etiqueta junto ao corpo do usuário, mas em ambas obteve-se resultados muito próximos.

Na tentativa de melhorar a resposta geral do sistema de rastreamento, de modo que o mesmo forneça uma posição (x,y) confiável do usuário, aplicou-se um filtro de Kalman com o objetivo de realizar a fusão sensorial entre os dados da rede neural e da identificação por imagem. Essa talvez seja a maior contribuição do presente trabalho ao grupo de pesquisas ao qual o mesmo se encaixa. Projetos anteriores já haviam feito uso da ferramenta de Kalman, mas não na configuração de fusão sensorial. Desse modo, percebeu-se pelos resultados apresentados, que o filtro melhorou substancialmente a resposta da rede, apresentando estimações muito próximas ao *groundtruth*. Isso comprova sua eficácia e encerra os propósitos buscados com os experimentos realizados neste trabalho e descritos ao longo do texto.

Por fim, o que se conclui é que, apesar das dificuldades recorrentes aos sistemas de localização *indoor*, é possível se obter resultados satisfatórios lançando mão de diversos artifícios. O processamento de imagens e o filtro de Kalman são algumas das ferramentas que ajudam a dar consistência à localização RFID. Dessa forma, o presente trabalho veio atestar o bom funcionamento de tais ferramentas e a consistência de seus resultados.

6.1 PERSPECTIVAS FUTURAS

O trabalho foi concebido em uma única sala de testes dividida em três ambientes. Como perspectivas futuras coloca-se a expansão da área de testes para todo o laboratório, permitindo uma aplicabilidade maior ao sistema. Além disso, não foi feita a integração entre a resposta final do sistema de rastreamento com um supervisor que pudesse monitorar a movimentação de múltiplos usuários e atuar de fato na iluminação e nos aparelhos de ar condicionado.

Outro ponto importante remete-se a utilidade comercial do sistema proposto. Sabe-se que o presente projeto atende apenas a fins de pesquisa. Para que se obtivesse valor comercial

seria necessário lançar mão de diferentes estratégias de rastreamento. Isso porque, um ambiente como o LARA é bastante dinâmico, pessoas transitam pelo mesmo a todo instante e objetos e moveis são mudados de lugar constantemente. Assim, uma rede neural treinada para uma dada configuração do ambiente perderia seu poder mediante as alterações sofridas pelo mesmo. Dessa forma, seriam necessários treinamentos periódicos ou um sistema adaptativo que pudesse contornar as implicações desse dinamismo.

Além dos fatores supracitados, pessoas possuem alturas diferentes e até limitações especiais, como uma pessoa de cadeira de rodas, sendo necessários treinamentos personalizados para cada caso. Sendo assim, percebe-se que o rastreamento *indoor* RFID é uma abordagem cercada de desafios, apresentando-se como um campo aberto para varias pesquisas futuras.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] BRASIL. Ministério de Minas e Energia. Empresa de Pesquisa Energética - EPE. Balanço Energético Nacional – BEN-2030. Disponível em http://www.epe.gov.br/PNE/20080111_1.pdf. Acesso em: 25 de Setembro de 2014.
- [2] FONSECA, Lucas Oliveira da, (2010). Sistema de localização RFID de Usuários Visando a Racionalização de Energia em Ambientes Inteligentes. Trabalho de Graduação em Engenharia de Controle e Automação, Publicação FT.TG-nº 11, Faculdade de Tecnologia, Universidade de Brasília, Brasília-DF, 2011 - 63p.
- [3] SILVA JÚNIOR, C. A. (2012). Classificação de Ambientes Prediais para Usuários Utilizando Tags RFID Ativas e Filtro de Kalman. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica. Publicação 2011, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília. Brasília –DF, 94p.
- [4] OLIVEIRA, Filipe Ribeiro de; ROCHA, Frederico Silva de Paula (2013). RFID Passiva No Rastreamento De Usuários Para A Automação Predial. Trabalho de Graduação em Engenharia de Controle e Automação, Publicação FT.TG-nº 15, Faculdade de Tecnologia, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 112p.
- [5] TUCHLER, Michael; SCHWARZ, Volker; HUBER, Alexander. **Location accuracy of an UWB localization system in a multi-path environment.** 2005 IEEE International Conference on Ultra-Wideband, Sep. 2005. ICU 2005. Pages 414-419. DOI:10.1109/ICU.2005.1570023.
- [6] L.C.Mattos, "Ultra Wideband", UFRJ, [Acessado em 20/10/2014] http://www.gta.ufrj.br/grad/04_2/uwb/Posicionamento.html.
- [7] FLUERASU, Anca; PICOIS, Alexandre Vervisch; BOIERO, Gianluca; GHINAMO Giorgio; LOVISOLO, Piero; SAMAMA, Nel. Indoor Positioning Using GPS Transmitters: Experimental Results. 2010 IEEE International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Pages 1-9.
- [8] - Localização e Orientação “Indoor” com Recurso à Tecnologia RFID. Dissertação 2012.
- [9] Electromagnetic Waves and Antennas – S. J. Orfanidis; *Rutgers University - 2004*
- [10] TopCode- <http://www.topcode.com.br/wp/index.php/middleware/> [Acesso em 26/10/2014]
- [11] Notas de Aula (Introdução ao Processamento de Imagens)- Prof. Dr Alexandre Zagetto- Departamento da Ciência da Computação - Universidade de Brasília.
- [12] MARQUES FILHO, Ogê; VIEIRA NETO, Hugo. Processamento Digital de Imagens, Rio de Janeiro: Brasport, 1999. ISBN 8574520098.
- [13] Harvey, A.C. (1989), Forecasting. Structural Time Series Models and the Kalman Filter. Cambridge University Press.

[14] Introdução À Identificação de Sistemas Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais. 2a Edição Revista e Ampliada. LuisAntonio Aguirre.

[15] ICMC-USP <http://www.icmc.usp.br/pessoas/andre/research/neural/>[Acessado em 28 de Outubro de 2014]

[16] Phil Kim (2011), Kalman Filter for Beginners with MATLAB Examples – Translated by Lynn Huh.

[17] G. Bradski, A. Kaehler, Learning OpenCV Computer Vision with the OpenCV Library. September 2008. 556 pag.

[18] SOUZA, André Luis Gama; OLIVEIRA, Gabriel Figueiró. Sistema de Localização para Robô Móvel. Trabalho de Graduação em Engenharia de Controle e Automação, Publicação FT-TG-n 11, Faculdade de Tecnologia, Universidade de Brasília, Brasília-DF, 2011 -124p.

APÊNDICES

Apêndice A – Processamento de Imagens

Origens

A área de processamento de imagens vem sendo objeto de crescente interesse por permitir viabilizar grande número de aplicações em duas categorias bem distintas. A primeira delas diz respeito ao aprimoramento de informações pictóricas para interpretação humana, que está ligada diretamente ao processamento de imagens, enquanto a segunda trata mais precisamente da análise automática por computador de informações extraídas de uma cena, que está relacionado com análise de imagens, visão computacional e reconhecimento de padrões.

Uma das primeiras aplicações na primeira categoria remonta ao começo deste século, onde se buscavam formas de aprimorar a qualidade de impressão de imagens digitalizadas transmitidas através do sistema *Bartlane* de transmissão de imagens por cabo submarino entre Londres e Nova Iorque. Os primeiros sistemas *Bartlane*, no início da década de 20, codificavam uma imagem em cinco níveis de intensidade distintos. Esta capacidade seria expandida, já em 1929, para 15 níveis, ao mesmo tempo em que era desenvolvido um método aprimorado de revelação de filmes através de feixes de luz modulados por uma fita que continha informações codificadas sobre a imagem. A Figura Apêndice A 1 ilustra uma reprodução fotográfica obtida em 1922 a partir de fita perfurada e utilizando cinco níveis de cinza.

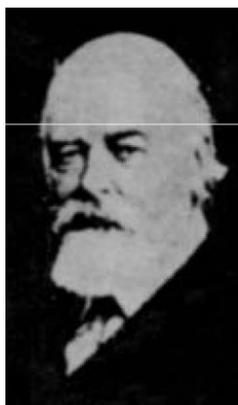


Figura Apêndice A 1- Reprodução fotográfica obtida em 1922 a partir de fita perfurada e utilizando cinco níveis de cinza, [11].

O grande impulso para a área de Processamento de Imagens viria cerca de três décadas mais tarde, com o advento dos primeiros computadores digitais de grande porte e o início do programa espacial norte-americano. O uso de técnicas computacionais de aprimoramento de imagens teve início no *Jet Propulsion Laboratory* (Pasadena, California - EUA) em 1964, quando imagens da lua transmitidas por uma sonda Ranger eram processadas por computador para corrigir vários tipos de distorção inerentes à câmera de TV acoplada à sonda, conforme ilustra a Figura Apêndice A 2. Estas técnicas serviram de base para métodos aprimorados de realce e restauração de imagens de outros programas espaciais posteriores, como as expedições tripuladas da série Apollo, por exemplo, [12].

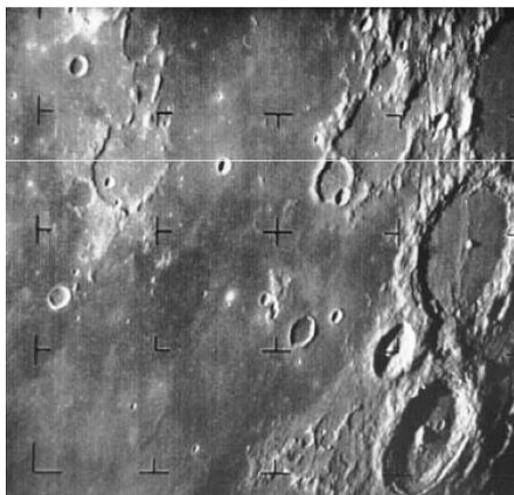


Figura Apêndice A 2 - Imagens da Lua transmitidas pela Ranger 7 e processadas com o objetivo de se minimizar distorções.

No final da década de 1960 e início da década de 1970 aplicações em imagens médicas começaram a aparecer. Em 1979 Sir Godfrey N. Hounsfield e o Professor Allan M. Cormack

dividiram um prêmio Nobel em medicina pela invenção da tomografia computadorizada e a partir daí as aplicações se multiplicaram.

Em Biologia, a capacidade de processar automaticamente imagens obtidas de microscópios, por exemplo, contando o número de células de certo tipo presentes em uma imagem, facilita sobremaneira a execução de tarefas laboratoriais com alto grau de precisão e repetibilidade. O processamento e a interpretação automática de imagens captadas por satélites auxiliam os trabalhos nas áreas de Geografia, Sensoriamento Remoto, Geoprocessamento e Meteorologia, dentre outras. Técnicas de restauração de imagens auxiliam arqueologistas a recuperar fotos borradas de artefatos raros, já destruídos.

O uso de robôs dotados de visão artificial em tarefas tais como controle de qualidade em linhas de produção aumenta a cada ano, num cenário de crescente automação industrial. Inúmeras outras áreas tão distintas como Astronomia, Segurança, Publicidade e Direito, [12].

Passos Fundamentais em Processamento Digital de Imagens

As principais operações que se pode efetuar sobre uma imagem estão resumidas em aquisição, armazenamento, processamento e exibição. A Figura Apêndice A 3 ilustra elementos de um sistema básico de processamento de imagem.

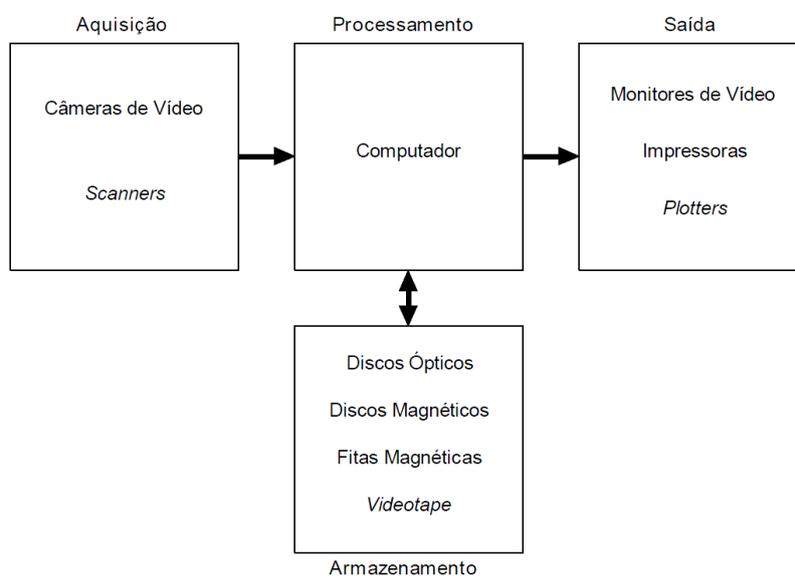


Figura Apêndice A 3 - Elementos de um sistema de processamento de imagens.

Aquisição de imagens: é o primeiro passo do processamento digital de imagens e em geral envolve um pré-processamento. Tem como função converter uma imagem em uma representação numérica adequada para o processamento digital subsequente.

Este bloco compreende dois elementos principais. O primeiro é um dispositivo físico sensível a uma faixa de energia no espectro eletromagnético (como raio X, ultravioleta, espectro visível ou raios infravermelhos), que produz na saída um sinal elétrico proporcional ao nível de energia detectado. O segundo, o digitalizador propriamente dito, converte o sinal elétrico analógico em informação digital, isto é, que pode ser representada através de bits 0s e 1s.

Processamento de imagens digitais: envolve procedimentos normalmente expressos sob forma algorítmica. Em função disto, com exceção das etapas de aquisição e exibição, a maioria das funções de processamento de imagens pode ser implementada via software. O uso de hardware especializado para processamento de imagens somente será necessário em situações nas quais certas limitações do computador principal (por exemplo, velocidade de transferência dos dados através do barramento) forem intoleráveis.

Dentre as partes que compreendem ao processamento de imagens destacam-se:

- Realce de imagens: processo de manipular uma imagem de forma que o resultado seja mais adequado que o original para uma aplicação específica.
- Restauração de imagens: também lida com a melhoria visual da imagem. Diferentemente do realce, que é subjetivo, a restauração de imagens é objetiva.
- Processamento de imagens coloridas: envolve o processamento básico de cores.
- *Wavelets*: constituem os fundamentos para a reprodução de imagens em vários níveis de resolução.
- Compressão: lida com técnicas de redução do armazenamento necessário para salvar uma imagem, ou largura de banda necessária para transmiti-la.
- Processamento morfológico: lida com ferramentas para a extração de componentes de imagens úteis na representação e descrição da forma.
- Segmentação: divide uma imagem em suas partes constituintes.
- Representação e descrição: trata da representação e da descrição de uma determinada região da imagem.
- Reconhecimento: processo que atribui rótulo a um objeto com base em seus descritores.

Armazenamento de imagens digitais: é um dos maiores desafios no projeto de sistemas de processamento de imagens, em razão da grande quantidade de bytes necessários para tanto. Este armazenamento pode ser dividido em três categorias: (1) armazenamento de curta duração de uma imagem, enquanto ela é utilizada nas várias etapas do processamento, (2) armazenamento de massa para operações de recuperação de imagens

relativamente rápidas, e (3) arquivamento de imagens, para recuperação futura quando isto se fizer necessário.

O espaço de armazenamento requerido é normalmente especificado em bytes (8 bits) e seus múltiplos: KB (*kilobyte* \approx 1000 bytes), MB (megabyte \approx 1 milhão de bytes), GB (gigabyte \approx 1 bilhão de bytes) e TB (*terabyte* \approx 1 trilhão de bytes).

Exibição: consiste no hardware necessário para que haja a representação da imagem desejada. Geralmente os monitores de vídeo são os elementos utilizados para exibição de imagens, sendo capazes de exibir imagens com resolução de pelo menos 640 x 480 pixels com 256 cores distintas.

Quanto aos componentes de um sistema de processamento de imagem destacam-se:

- Sensores de imagens: dispositivo físico sensível à energia irradiada por um objeto.
- Hardware especializado: realiza processamentos tão logo a imagem é adquirida. Requer velocidade.
- Computador: é um computador de uso geral.
- Armazenamento em massa: memória, discos magnéticos.
- Displays de imagens: monitores, TVs, sistemas 3D, projetores.
- Registros: impressoras, discos óticos.
- Rede de comunicação: transmissão de imagens.

