



**UNIVERSIDADE DO ESTADO DO RIO GRANDE DO NORTE
UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO SEMI-ÁRIDO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA
COMPUTAÇÃO**



IRLAN ARLEY TARGINO MOREIRA

**SISTEMA DE MONITORAMENTO CONTÍNUO DA
INGESTÃO DE ALIMENTOS**

**MOSSORÓ - RN
2015**

IRLAN ARLEY TARGINO MOREIRA

**SISTEMA DE MONITORAMENTO CONTÍNUO DA
INGESTÃO DE ALIMENTOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação - associação ampla entre a Universidade do Estado do Rio Grande do Norte e a Universidade Federal Rural do Semi-Árido, para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Orientadora: Prof^a Dra. Cicilia Raquel Maia Leite

Coorientadora: Prof^a Dra. Ana Maria Guimarães Guerreiro

**MOSSORÓ - RN
2015**

Catálogo da Publicação na Fonte.
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte.

Moreira, Irlan Arley Targino
sistema de monitoramento contínuo da ingestão de alimentos. / Irlan Arley
Targino Moreira – Mossoró, RN, 2015.

67 f.

Orientador: Profa. Dra. Cicilia Raquel Maia Leite

Dissertação (Mestrado) Universidade do Estado do Rio Grande do Norte.
Universidade Federal Rural do Semi-Árido. Programa de Pós-Graduação em
Ciência da Computação.

1. Computação – Sistema de monitoramento - Ingestão de alimentos. 2
Deglutição – Disfagia - Sistema de monitoramento. 3. Classificação de alimentos
- Rede neural. . I. Leite, Cicilia Raquel Maia. II. Universidade do Estado do Rio
Grande do Norte. III. Universidade Federal Rural do Semi-Árido. IV. Título.

UERN/BC

CDD 004

Bibliotecária: Jocelania Marinho Maia de Oliveira – CRB 15 319

IRLAN ARLEY TARGINO MOREIRA

**SISTEMA DE MONITORAMENTO CONTÍNUO DA
INGESTÃO DE ALIMENTOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

APROVADA EM: 25/02/2015.

BANCA EXAMINADORA

Dra. Cicilia Raquel Maia Leite - UERN
Orientadora

Dra. Ana Maria Guimarães Guerreiro - UFRN
Coorientadora

Dr. Carlos Heitor Pereira Liberalino - UERN
Examinador Interno

Dra. Suélia de S. R. Fleury Rosa - UNB
Examinador Externo

Dedico este trabalho à quem eu devo por ser quem sou: Deus e meus pais, Assis e Margarida.

AGRADECIMENTOS

Acredito que nada na vida vem por acaso ou de graça. Sempre temos que correr atrás de algo, de um caminho, de uma direção e, durante qualquer caminhada devemos superar obstáculos, seja eles irrelevantes ou não. E não teria como superá-los sem a ajuda de muitas pessoas que estão conosco desde sempre, ou de pessoas que conhecemos durante a caminhada.

Em primeiro lugar agradeço a Deus pela vida, por nunca me abandonar, por sempre estar presente, por me guiar e por tudo que tem feito em minha vida.

Aos pais, Margarida e Assis, que sempre me apoiaram e são os responsáveis pela educação que recebi e por eu estar aqui, por todo o apoio e por todos os ensinamentos que me passaram e que eu ainda tenho muito que aprender com eles.

Ao meu irmão, Ítalo, que sempre me ajudou quando precisei, pelas risadas e por todo apoio.

À minha namorada, Juliana, que me apoiou sempre, pela compreensão dos momentos em que não pude estar presente, pelo companheirismo, por me ajudar a relaxar, pelo seu amor e dedicação.

À toda minha família pelo carinho e por sempre me apoiou.

À minha orientadora, Cicilia, que mesmo não me conhecendo aceitou me orientar, pelos seus ensinamentos, conselhos, por sempre estar à disposição, tanto pessoalmente, quanto de forma virtual, pelos seus esforços e pela sua amizade.

À todos os meus colegas do PPGCC e do LES, em especial Rodrigo, Natan, Jomar, Davi e Ciro, pela companhia, risada, brincadeiras, ajudas para com este trabalho, compartilhamento de experiências e principalmente pela amizade.

À professora Suélia pela parceria e conhecimentos compartilhados;

À todos os professores e funcionários PPGCC que contribuíram de alguma forma durante estes 2 anos de mestrado. Ao GES por me receber como membro e colaborador, pelo espaço que ocupei durante todo o curso e aos ensinamentos recebidos.

À professora Ana Guerreiro por sua contribuição com esta pesquisa;

À CAPES e FAPERN pelo apoio financeiro a minha capacitação.

À todos que contribuíram direta ou indiretamente, o meu muito obrigado!

RESUMO

A evolução tecnológica proporcionou diversos benefícios às mais diversas áreas, inclusive a área médica. Com os avanços de *Hardware* e *Software*, a modernização dos telefones móveis e a diversificação de sensores, é possível desenvolver múltiplas ferramentas para monitorar sinais do corpo humano como, por exemplo, sinais emitidos durante a deglutição. Dentro do ambiente médico, o tratamento de doenças e distúrbios vem sendo aplicado cada vez mais com o propósito de encontrar novas soluções, tanto para o paciente, quanto para o profissional da área da saúde. Dentro desse ambiente, uma área que demonstra crescimento é a da deglutição e seus distúrbios. O objetivo deste trabalho é desenvolver um sistema de monitoramento de ingestão de alimentos capaz de detectar o movimento gerado a partir da deglutição, por meio de um dispositivo não-invasivo e classificá-los em líquido ou sólido, além de gerar um diário alimentar com o total de refeições realizadas por dia e a sua duração. Esta pesquisa tem a aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade do Estado do Rio Grande do Norte. Os dados foram capturados a partir de experimentos realizados com 13 sujeitos, membros do Grupo de Engenharia de Software da universidade em questão. Os sujeitos foram convidados a ingerir 3 tipos diferentes de alimentos, enquanto utilizavam o dispositivo criado. Após a captura dessas informações, uma RNA foi treinada, testada e validada para a classificação desses alimentos, de acordo com o seu estado. Em um primeiro momento, os alimentos foram classificados em líquido e sólido, depois foi realizada a classificação acrescentando o tipo pastoso. A RNA atendeu às expectativas de classificação dos descritores em sólidos e líquidos, objetivo inicial do trabalho. Os testes realizados com a inclusão do tipo pastoso tiveram resultados inferiores à classificação proposta nos objetivos desta dissertação. Desta forma, o objetivo do trabalho foi contemplado no que diz respeito a auxiliar o médico no monitoramento de dietas dos seus pacientes, com a finalidade de fazer o acompanhamento dos tipos de alimentos ingeridos, classificando-os em líquidos ou sólidos, assim como a frequência de ingestão e os horários.

Palavras-chave: Ingestão de alimentos, deglutição, disfagia, sistema de monitoramento, classificação de alimentos, rede neural.

ABSTRACT

Technological progress has provided many benefits to several areas, including the medical field. With advances in hardware and software, the modernization of mobile phones and the diversification of sensors, it is possible to develop multiple implements to monitor the human body signals such as, for example, signals during deglutition. Within the medical environment, treatment of diseases and disorders has been applied more and more in order to find new solutions, both for the patient and for the professional health care. Within this setting, an area that demonstrates the growth is deglutition and its disorders. The objective of this work is to develop a system of monitoring digesting food able to detect the movement generated from swallowing, through a non-invasive device and classify them in liquid or solid and generate a food diary with total of meals per day and its duration. This research has been approved by the Research Ethics Committee of the University of Rio Grande do Norte State. Data were captured from experiments conducted with 13 fellows, members of the Group of Software Engineering of the university in question. The fellows were asked to ingest three different types of food, while used the device created. After capturing this information, an ANN was trained, tested and validated for the classification of these foods, according to their status. At first, the foods were classified into liquid and solid, then was classified adding the paste type. The RNA has met the expectations of rating descriptors in solids and liquids, initial objective of the work. Tests conducted with the inclusion of pasty type had results below the classification proposed in the objectives of this dissertation. Thus, the objective was contemplated with regard to assist the physician in monitoring the diets of their patients, in order to follow up on the types of food eaten, classifying them into liquid or solid, as well as the frequency of ingestion and times.

Keywords: Food ingestion, deglutition, dysphagia, monitoring system, food classification, neural network.

LISTA DE ALGORITMOS

1	Tratamento do Arquivo CSV	44
2	Tratamento dos Arquivos pelo MatLab	45

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Imagem do sinal obtido pelo movimento gerado pela deglutição. . .	21
Figura 2 – Canais de registros analógico e digital.	22
Figura 3 – Estágios do processamento de sinais biológicos.	23
Figura 4 – Fluxograma das fases da ingestão de alimentos.	24
Figura 5 – Modelo matemático de neurônio proposto por McCulloch e Pitts. . .	29
Figura 6 – Visão geral do sistema.	36
Figura 7 – Fluxograma com o passo-a-passo do funcionamento do <i>software</i> embarcado.	38
Figura 8 – MIA Device conectado ao dispositivo móvel. A: cabo de alimentação; B: placa contendo o giroscópio e acelerômetro; C: Arduino; D: dispositivo móvel; E: módulo <i>bluetooth</i> e F: microfone de garganta.	40
Figura 9 – Esquema de distribuição das amostras e dos indivíduos convidados a realizarem os testes com o MIA Device.	42
Figura 10 – Realização do teste de ingestão de água. Acelerômetro e giroscópio estão fixados por uma fita hospitalar ao pescoço (A) e microfone de garganta logo a baixo (B).	43
Figura 11 – Diagrama de blocos, desenhado usando o software MatLab, que descreve, em termos de camadas, a arquitetura da RNA utilizada no processo de classificação de alimentos ingeridos do tipo de consistência sólida e líquida. A rede possui 9 neurônios na camada de entrada, duas camadas internas, a primeira com 40 e a segunda com 80 neurônios e uma camada de saída com 2 neurônios.	46
Figura 12 – Sinais obtidos a partir do MIA Device. Sinal do acelerômetro e giroscópio 12a e sinal do áudio 12b.	48
Figura 13 – Sinais após o tratamento. Sinal do acelerômetro e giroscópio 13a e sinal do áudio 13b.	49
Figura 14 – Matriz de confusão após o treinamento da rede.	50
Figura 15 – Matriz de confusão do conjunto de amostras de validação.	51
Figura 16 – Arquitetura da rede para a classificação dos alimentos em 3 tipos. . .	51
Figura 17 – Matriz de confusão gerada a partir do treinamento da rede para a classificação de 3 alimentos.	52
Figura 18 – Matriz de confusão do conjunto de amostras de validação para 3 tipos de alimentos.	53
Figura 19 – Tela de visualização dos dados do diário alimentar dos pacientes. . .	54

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparação entre trabalhos	34
---	----

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

A/D	Analógico/Digital
ANATEL	Agência Nacional de Telecomunicações
AVE	Acidente Vascular Encefálico
CSV	Comma-separated Values
DOSS	Dysphagia Outcome Severity Scale
ELA	Esclerose Lateral Amiotrófica
EMG	Eletromiográfica
EUA	Estados Unidos da América
EVA	Escala Visual Analógica
FCN	Fluxo de Carga Newton
GES	Grupo de Engenharia de Software
GPL	General Public License
GPS	Global Positioning System
HIV	Human Immunodeficiency Virus
IA	Inteligência Artificial
ICA	Independent Component Analysis
ISF	Instantaneous Swallowing Frequency
LES	Laboratório de Engenharia de Software
M-Health	Mobile Health
OMS	Organização Mundial de Saúde
ONU	Organização das Nações Unidas
PDS	Processamento Digital de Sinais
PHP	Hypertext Processor
RNA	Rede Neural Artificial

SGBD	Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados
SI	Sistemas Inteligentes
sMIA	Sistema de Monitoramento de Ingestão de Alimentos
SMS	Short Messaging Service
UERN	Universidade do Estado do Rio Grande do Norte
WAV	Waveform Audio

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
2	REFERENCIAL TEÓRICO	18
2.1	M-Health	18
2.2	Processamento de Sinais Digitais	20
2.2.1	Sinais Biológicos	21
2.2.2	Aquisição	21
2.2.3	Processamento	22
2.2.4	Ingestão de Alimentos	23
2.3	Sistemas Inteligentes	27
2.3.1	Redes Neurais Artificiais	28
2.3.2	Arquitetura da Rede	29
2.3.2.1	Redes Alimentadas Adiante com Camada Única	29
2.3.2.2	Redes Alimentadas Diretamente com Múltiplas Camadas	29
2.3.2.3	Redes Recorrentes	30
2.4	Estado da Arte	30
3	SISTEMA DE MONITORAMENTO DE INGESTÃO DE ALIMENTOS - SMIA	35
3.1	Visão Geral	35
3.2	SMIA: Componentes e Etapas	35
3.2.1	MIA Device	36
3.2.1.1	<i>Software</i> Embarcado do MIA Device	37
3.2.2	MIA Mobile	39
3.2.3	MIA Web	39
4	APLICAÇÃO DO SMIA EM UM AMBIENTE REAL	41
4.1	Contextualização dos Experimentos	41
4.2	Aquisição de Dados	43
4.3	Processamento dos Dados	44
4.4	Classificação dos Dados	45
4.5	Validação do SMIA	47
5	CONCLUSÕES	55
	REFERÊNCIAS	57
	APÊNDICE A PRODUÇÃO CIENTÍFICA	60

Anexos	62
ANEXO A PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP	63
ANEXO B COMPROVANTE DE SUBMISSÃO DE ARTIGO PARA PERÍODICO	66

1 INTRODUÇÃO

A tecnologia está presente nos mais diversos ambientes, como: educação, economia, indústria, segurança, lazer e saúde, e a sua utilização facilita a realização de tarefas que antes eram repetitivas ou praticamente impossíveis para os seres humanos. A utilização de sensores, particularmente, possibilitou a exploração de variáveis presentes no ambiente e a coleta de dados para a extração de informações e auxílio na tomada de decisão.

Com o auxílio dos sensores, os sinais gerados a partir do corpo humano podem ser capturados para análises futuras e detecção de doenças ou anomalias. Entre esses sinais, podem ser citados: os batimentos cardíacos, os sinais elétricos emitidos pelo cérebro e os sinais de movimento e sonoros gerados a partir da deglutição, por exemplo.

Com a evolução dos dispositivos móveis, a sua utilização no ambiente médico se tornou possível, o que trouxe benefícios, tanto para os profissionais da saúde, como para os pacientes. Esses dispositivos podem ser utilizados para capturar e processar dados que serão analisados futuramente. Outro fator determinante para a inclusão desses dispositivos na área da saúde é a sua grande expansão, considerando-se que a maioria das pessoas possui algum tipo de telefone móvel.

Segundo o relatório anual da Anatel, em 2013 o Brasil fechou o ano com cerca de 270 milhões de linhas ativas, ou seja, 9 milhões a mais que em 2012 e cerca de 20 milhões a mais que em 2011. O número de linhas é maior que o número da população brasileira (ANATEL, 2013; ANATEL, 2014).

Neste contexto, ressalta-se o desenvolvimento de diversas aplicações que possibilitam enviar informações médicas aos pacientes, com o intuito de indicar tratamentos e repassar cuidados, e/ou aplicações que visam a coleta de dados que podem ser informados pelo próprio paciente, ou adquiridos através de sinais extraídos do corpo humano, como é o caso dos sinais da deglutição.

Para a extração desses sinais se faz necessária a criação de um hardware específico que possua sensores capazes de capturar informações geradas a partir do movimento e do som emitidos durante a deglutição, uma vez que *smartphones* não são desenvolvidos para a sua utilização na região do pescoço. Assim, o dispositivo móvel será responsável pelo armazenamento dos sinais obtidos pelo *hardware*, que serão transmitidos por meio sem fio.

Dentro do ambiente médico, o tratamento de doenças e distúrbios vem sendo abordado cada vez mais com o propósito de encontrar novas soluções, tanto para a condição do paciente, quanto para a do profissional da área da saúde. Dentro desse ambiente, uma área que demonstra crescimento é a da deglutição e seus distúrbios. A

deglutição pode ser definida como um processo complexo que envolve estruturas como: a cavidade oral, laringe, faringe e esôfago e tem como objetivo realizar o transporte do alimento da cavidade oral para o estômago (SILVA, 2006).

Quando existe algum problema em uma das etapas da deglutição, esse distúrbio é chamado de disfagia. A disfagia geralmente está atrelada a outros problemas como a dispneia, odinofagia, disfonia, aspiração traqueobronquial, à dor torácica, à aerofagia, à perda de peso, ao refluxo nasal e/ou a sialorreia (JOTZ, 2012).

Pessoas com disfagia precisam do acompanhamento de uma equipe multidisciplinar, que é composta geralmente por fonoaudiólogos integrados a clínicos gerais, gastroenterologistas, neurologistas, enfermeiros e nutricionistas. Com estes profissionais pode-se fazer o diagnóstico e o tratamento da doença, da forma mais abrangente possível. A avaliação clínica pondera a capacidade de comunicação, cognitiva e motora do paciente e analisa os sinais clínicos do distúrbio da deglutição (OLIVEIRA *et al.*, 2008). A disfagia pode ser classificada em 7 níveis, onde o 1 é o nível mais crítico da doença e o 7 é a deglutição normal. Para cada nível pode-se correlacionar o tipo da disfagia com o tipo de dieta adequada.

Diante do exposto, o objetivo deste trabalho é desenvolver um sistema de monitoramento de ingestão de alimentos capaz de detectar o movimento gerado a partir da deglutição de alimentos, por meio de um dispositivo não-invasivo, e classificá-los em líquido ou sólido, além de gerar um diário alimentar com o total de refeições realizadas por dia e a sua duração.

Diante do exposto, o objetivo deste trabalho é desenvolver um sistema de monitoramento de ingestão de alimentos capaz de detectar o movimento gerado a partir da deglutição de alimentos por meio de um dispositivo não-invasivo e classificá-los em líquido ou sólido, além de gerar um diário alimentar com o total de refeições realizadas por dia e a sua duração.

Este trabalho aplica-se no auxílio ao acompanhamento de dietas, inclusive, voltadas para pessoas que apresentam disfagia, pois esse público necessita, mais do que os demais, saber qual a consistência do alimento que está sendo ingerido.

Os capítulos deste trabalho estão organizados da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta os conceitos sobre M-Health, processamento de sinais digitais, sistemas inteligentes e os trabalhos relacionados a estes assuntos. O Capítulo A apresenta o sMIA, seus componentes e como eles foram concebidos. O Capítulo 4 descreve a utilização do sMIA aplicado a um ambiente real, os métodos e os resultados obtidos. Por fim, no Capítulo 5 são apresentadas as conclusões e as perspectivas futuras deste trabalho.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo são apresentadas pesquisas, conceitos e tecnologias relacionados ao objeto de estudo desta dissertação. Assim, para melhor entendimento, este capítulo está subdividido em:

2.1 M-Health: apresenta conceitos sobre M-Health, números de utilização de dispositivos móveis e aplicações;

2.2 Processamento de Sinais Digitais: apresenta conceitos sobre sinais biológicos, aquisição de dados, processamento de dados e ingestão de alimentos;

2.3 Sistemas Inteligentes: apresenta conceitos sobre sistemas inteligentes, redes neurais artificiais e suas arquiteturas;

2.4 Estado da arte: apresenta trabalhos que abordam os assuntos apresentados nas subseções anteriores e que abrangem o contexto desta dissertação.

2.1 M-HEALTH

Segundo a WHO (2011), a *Mobile Health (M-Health)* pode ser definida como a prática médica aplicada a partir da utilização de dispositivos móveis como: celulares, tablets, dispositivos digitais pessoais, entre outros. Seu uso abrange desde os serviços de mensagens curtas, do inglês *Short Messaging Service (SMS)*, até funções mais complexas como aplicações, transferência de dados, rede de telefonia móvel, Sistema de Posicionamento Global, do inglês *Global Positioning System (GPS)*, entre outras.

Devido à grande expansão da telefonia móvel, a *M-Health* surgiu para levar saúde a locais mais remotos. Foi apontado que 83% dos estados membros da Organização Mundial de Saúde (OMS), que contava com 114 países membros no ano da pesquisa, relataram a oferta de pelo menos um tipo de serviço de *M-Health* no país (WHO, 2011).

A grande difusão e aplicação da *M-Health* está ligada diretamente ao avanço das tecnologias móveis, principalmente dos celulares, *smartphones* e *tablets*. Com a grande oferta de produtos lançados no mercado que visam atingir todas as classes econômicas da sociedade e com o investimento realizado na comunicação e transmissão de dados, estes tipos de dispositivos se popularizaram no mundo todo. Segundo a ONU (2013), dos 7 bilhões de habitantes do mundo, 6 bilhões possuem celulares.

No Brasil, o número de dispositivos móveis também aumentou. No último relatório anual da Anatel, em 2013, o Brasil fechou o ano com cerca de 270 milhões, ou seja, 9 milhões a mais que em 2012 e cerca de 20 milhões a mais que em 2011. O número

de linhas é maior que o número da população brasileira (ANATEL, 2013; ANATEL, 2014).

A *M-Health* é muito aplicada em serviços que utilizam comunicação por voz, como atendimentos de centros de saúde e números gratuitos disponíveis para serviços de emergência, porém, ainda é pouco explorada em aplicações para monitoramento, sensibilização de opiniões públicas e sistemas de apoio a decisão.

No Brasil, por exemplo, existe o Disque Saúde, destinado a ligações da população para receber informações relacionadas à saúde (Portal Brasil, 2009). Na Inglaterra e Escócia, um *call center* disponibiliza serviços de ajuda para a saúde, 24 horas, com enfermeiros e realização de triagem dos pacientes. Já na Alemanha, Finlândia e Grécia, companhias privadas operam serviços de ajuda por telefone. Um exemplo é o *SOS Doctors*, que opera na Grécia e oferece serviços de ajuda médica em domicílio, através de uma equipe de profissionais médicos (WHO, 2011).

A aplicação da M-Health está presente em diversas áreas, as quais, as principais são citadas a seguir (CONSULTING, 2009):

- Educação e conscientização: aplicações que utilizam SMS como meio de chegar até aos usuários. Geralmente oferecem informações sobre testes, métodos de tratamento, disponibilização de serviços de saúde mais próximos e gestão de doenças. Tem como vantagens o baixo custo e a grande capacidade de disseminação de informações. Como exemplo, pode-se citar o programa de aconselhamento que envia mensagens motivacionais para usuários com o intuito de reduzir o tabagismo nos EUA (AHSAN *et al.*, 2013) e na África do Sul, o *Project Masiluleke* usa o envio do SMS para a prevenção do HIV;
- Coleta remota de dados: aplicações que têm como objetivo coletar dados de populações que não possuem fácil acesso aos centros de saúde. Os dados são coletados a partir de dispositivos como *smartphones* e são enviados para um banco de dados. Como exemplo, pode ser citado o *EpiSurveyor*, disponível para a plataforma Android e destinado a coleta de dados. Este aplicativo é utilizado em países como Kenya, Uganda e Zâmbia;
- Monitoramento remoto: aplicações utilizadas para o monitoramento e acompanhamento de pacientes, de forma remota. Por exemplo, existe o *GlicoFit* (GISLASON *et al.*, 2012), um aplicativo para *iPhone* que tem como objetivo o gerenciamento e monitoramento da glicose. Já em Chen *et al.* (2013), é relatado um aplicativo para monitoramento da duração do sono utilizando o *smartphone*;
- Comunicação e treinamento para profissionais da saúde: aplicações que têm como objetivo fornecer fontes confiáveis de informação, por meio da tecnologia móvel,

e melhorar a comunicação entre centros de saúde. Um exemplo é o *HealthLine*, utilizado no Paquistão;

- Acompanhamento de surtos de doenças ou epidemias: aplicações que têm como objetivo gerar alertas para ajudar na prevenção e contenção de surtos epidemiológicos. Um exemplo é o *Remote Interaction, Consultation and Epidemiology*, no Vietnam;
- Apoio a diagnóstico e tratamento: aplicações que têm como objetivo fornecer diagnósticos e conselhos de tratamento remotos a pacientes, por meio do acesso a uma base de dados de informação médica ou mesmo a um médico. Um exemplo de aplicação é o *Digital Inclusion Kit in Health and Higher Education*.

A principal vantagem da *M-Health* é quebrar as barreiras impostas pelas longas distâncias e locais de difícil acesso, como também reduzir os custos, por meio da prevenção de doenças.

Países como o Brasil, por exemplo, que possui grande área geográfica e onde a distribuição de médicos acontece de forma desigual, a *M-Health* aparece como uma possível solução para amenizar este problema. Mas, para que isso aconteça, é necessário que haja o interesse em investir em iniciativas e que contribuam com os profissionais envolvidos.

O sistema desenvolvido pode ser classificado nas áreas de coleta remota de dados e monitoramento remoto, uma vez que se faz a coleta de sinais da deglutição por um smartphone e, posteriormente, as informações são enviadas para um servidor remoto, para que estes dados, após processamento, fiquem disponíveis para a equipe médica.

2.2 PROCESSAMENTO DE SINAIS DIGITAIS

O sinal é uma função que carrega alguma informação e o processamento de sinais lida com a representação, transformação e manipulação dos sinais e da informação que eles contêm. Com o avanço tecnológico, juntamente com o progresso de estudos nessa área, surgiu o Processamento Digital de Sinais (PDS), onde a principal característica é o sinal contínuo no tempo, convertido em uma sequência de amostras que, em seguida, são convertidas em um sinal discreto no tempo.

Os sistemas digitais apresentam algumas vantagens como: a alta confiabilidade, a facilidade de modificação de características e por ser de baixo custo. A utilização do PDS é empregada em diversas áreas como: processamento de imagens, sistemas multimídia, sistema de comunicação, processamento de sinais de áudio e diversas outras áreas

onde é possível utilizar um computador (DINIZ; SILVA; NETTO, 2004). Na Engenharia Biomédica, o avanço tecnológico também é notório. Como exemplos destacam-se: os eletrocardiógrafos digitais, os equipamentos de tomografia computadorizada e os *scanners* de ressonância magnética nuclear (ROCHA *et al.*, 2008).

2.2.1 Sinais Biológicos

Segundo Sabbatini (1995), os seres vivos produzem sinais de origem biológica que podem ser elétricos, mecânicos ou químicos. Esses sinais são utilizados para diagnósticos, para monitorar pacientes ou até mesmo para a investigação biomédica. Geralmente, na medicina, o termo sinal sugere qualquer indicador de alterações patológicas de natureza fisiológica ou morfológica; porém, o termo sinal biológico se refere às variações temporais que ocorrem em alguma forma de energia, no corpo humano, como consequência do seu funcionamento. Como exemplo, tem-se o sinal adquirido a partir do movimento gerado pela deglutição, como ilustrado na Figura 1.

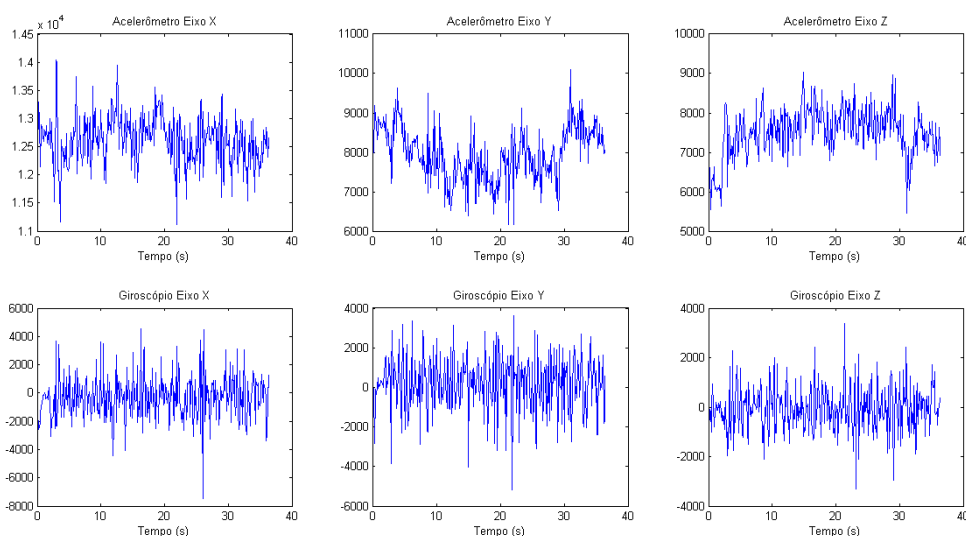


Figura 1 – Imagem do sinal obtido pelo movimento gerado pela deglutição.

O processamento de sinais tem como objetivo extrair informações clínicas a partir dos sinais biológicos. Assim, para que seja possível fazer o processamento das principais características necessárias para o diagnóstico, é necessário a diminuição de ruídos e de dados (FMUP, 2011). A seguir, serão abordados os processos de aquisição e processamento do sinal.

2.2.2 Aquisição

Para que a aquisição dos sinais biológicos seja possível, é necessário a utilização de um canal de registro. O canal é o elemento básico de um sistema de registro convencional. A Figura 2 ilustra o canal de registro digital.

O canal de registro digital possui os seguintes elementos:

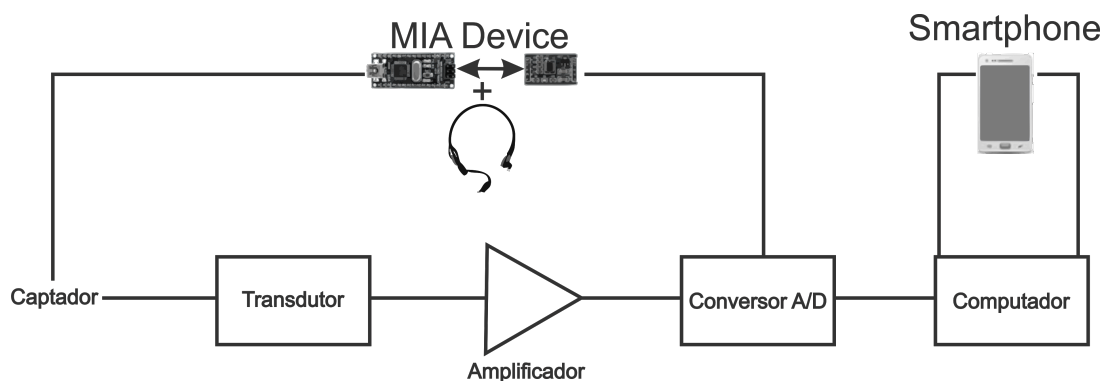


Figura 2 – Canais de registros analógico e digital.

Fonte: adaptado de (SABBATINI, 1995).

- Captador: responsável por fazer a captura dos sinais emitidos;
- Transdutor: converte um sinal não-elétrico em um sinal analógico elétrico;
- Amplificador: aumenta a amplitude do sinal adquirido;
- Registrador: recebe os sinais elétricos e é responsável por registrá-los de forma visível;
- Conversor A/D: responsável por fazer a conversão do sinal analógico para digital.

Os sistemas analógicos recebem esse nome devido registrarem as informações extraídas dos sinais biológicos em forma de quantidades análogas de energia elétrica. Todo sinal biológico que não é de natureza elétrica pode ser convertido utilizando um transdutor adequado. Para a aquisição de sinais digitais é necessário transformar o sinal original, que fora adquirido, em valores que possam ser trabalhados de forma computacional, ou seja, números discretos. A amplitude do sinal, geralmente análoga, é representada em intervalos regulares que, em seguida, é convertido em números digitais com certo grau de precisão. Este processo é chamado de digitalização e é realizado utilizando um conversor analógico-digital, ou conversor A/D (SABBATINI, 1995).

Após a digitalização do sinal, o mesmo será armazenado ou mostrado em um computador. O dispositivo responsável por todo o processo, desde a aquisição até a conversão é o MIA Device, um dos componentes desenvolvidos que será apresentado no Capítulo A. Ele é composto por três sensores que são utilizados para a captura dos sinais gerados a partir do movimento e som produzidos pela deglutição. Ainda no *hardware*, os processos de transdução, amplificação e conversão são realizados para posteriormente serem enviados para o *smartphone*, que funciona como um computador.

2.2.3 Processamento

O processamento de sinais biológicos permite que sejam detectadas características que viabilizem a análise clínica ao longo do tempo. É importante que o sinal adquirido

passee por um processo de diminuição de ruído e que os dados extraídos sejam reduzidos, para que apenas os principais parâmetros sejam processados. O processamento de sinal biológico é constituído basicamente de 4 estágios (FMUP, 2011):

- Aquisição de sinal: utiliza-se transdutores para a obtenção do sinal elétrico que pode ser utilizado por computadores;
- Transformação e redução do sinal – pré-processamento: fase de eliminação do ruído por meio da aplicação de filtros e eliminação de redundância;
- Processamento dos parâmetros do sinal: encontrar os principais parâmetros do sinal adquirido que são relevantes para o diagnóstico;
- Interpretação ou classificação do sinal: reconhecimento do padrão, interpretação do sinal e conclusão.

A sequência desses quatro estágios pode ser visualizada na Figura 3.

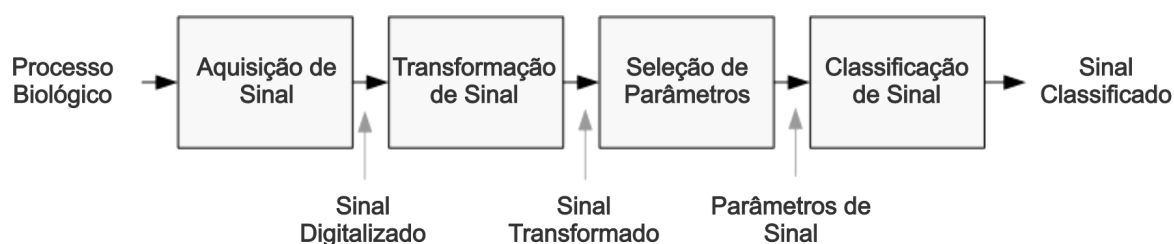


Figura 3 – Estágios do processamento de sinais biológicos.

Fonte: (FMUP, 2011).

2.2.4 Ingestão de Alimentos

Conforme Passler e Fischer (2011), o processo de ingestão de alimentos é dividido em dois subprocessos: mastigação e deglutição. A primeira fase do processo de digestão é a mastigação. A mastigação pode ser definida como o processo de redução do tamanho e fragmentação de alimentos, acompanhada da salivação para serem mais facilmente deglutidos. Para isso, se faz necessária a movimentação da mandíbula para que os dentes possam exercer a pressão necessária à trituração dos alimentos.

O processo de mastigação foi classificado em quatro fases: fechamento da mandíbula, pausa do movimento da mandíbula, abertura da mandíbula e, novamente, mais uma pausa do movimento da mandíbula. A primeira fase ocorre no momento em que o indivíduo morde o alimento. A segunda fase é o momento em que os dentes estão exercendo pressão no alimento. A terceira fase é o momento em que a pressão exercida pelos dentes é cessada e a mandíbula é aberta e, por último, a quarta fase é a pausa ocorrida durante a abertura da mandíbula.

Já o processo de deglutição envolve a formação do bolo alimentar e o seu transporte para o esôfago. Durante o processo de ingestão de líquidos, a mastigação é desnecessária e há apenas o envolvimento do processo de deglutição do líquido.

A partir do movimento da mandíbula e da deglutição pode ser possível a realização da extração de padrões gerados a partir de funções fisiológicas humanas, como por exemplo, a ingestão de alimentos, foco deste trabalho. Porém, há diversas outras funções que causam o movimento da mandíbula, como é o caso da fala ou da tosse, por exemplo. O dispositivo irá fazer a captura dessas informações, e terá que ter associado um sistema com algoritmo de classificação inteligente que possa identificar se o indivíduo ingeriu algum alimento, líquido ou sólido.

A Figura 4 apresenta o fluxograma que esquematiza o processo de ingestão de alimentos. Ao iniciar a mastigação, as fases de abertura e fechamento da mandíbula, e as pausas existentes entre essas duas, são realizadas, e, logo em seguida, acontece a deglutição. Estes passos ocorrem quando há a ingestão de alimentos sólidos. Quando acontece a ingestão de alimentos líquidos, as fases intermediárias não acontecem, pois não há a necessidade de mastigação e apenas ocorre a deglutição.

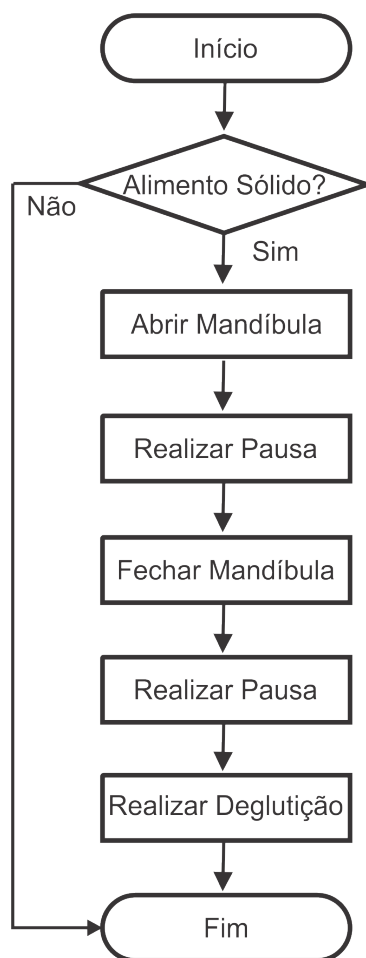


Figura 4 – Fluxograma das fases da ingestão de alimentos.

Segundo Clavé *et al.* (2004), a deglutição ocorre em quatro fases:

- Preparatória: fase voluntária e consciente que dá início ao processo digestivo onde acontecem a salivação, movimento da língua e mastigação;
- Oral: também voluntária e consciente, é responsável pela formação do bolo que será deglutido da cavidade oral para a faringe;
- Faríngea ou faringo-laríngea: fase involuntária e consciente, onde o palato e a úvula impedem que o alimento vá para a região do nariz. A respiração é interrompida e a laringe impede que os alimentos se desloquem para as vias aéreas e pulmões. Nessa fase, após a ativação reflexa da deglutição, o bolo alimentar é transportado para a orofaringe;
- Esofágica: inconsciente e involuntária, é responsável pela passagem do bolo alimentar do esôfago para o estômago.

A dificuldade em realizar o transporte do bolo alimentar até o estômago é chamada de disfagia. Existem diversos fatores que podem causar a disfagia e muitos deles estão relacionados a distúrbios da deglutição, podendo ser classificados de acordo com a origem dos sintomas, como: neoplásicos, lesões obstrutivas, distúrbios metabólicos, doenças neurológicas, entre outros. As doenças neurológicas abrangem principalmente doenças degenerativas, traumatismos cranioencefálicos e acidentes vasculares cerebrais que têm como uma de suas características prejudicar o funcionamento normal de órgãos e músculos que participam do processo de deglutição. Entre essas desordens, destacam-se: a doença de Parkinson, Esclerose Lateral Amiotrófica (ELA) e Acidente Vascular Encefálico (AVE) (JOTZ, 2012).

O diagnóstico da disfagia é realizado a partir da execução de alguns testes como o teste da deglutição cronometrada de água que é realizado para o diagnóstico da disfagia orofaríngea. Nesta técnica o paciente deve ingerir 150 ml de água o mais rápido possível e o profissional de saúde observa o tempo necessário para que o líquido seja totalmente ingerido e o número de deglutições. Este teste pode ser complementado com a realização de um teste de comida. Porém, o teste da água falha na identificação da aspiração em 20 a 40% dos casos quando comparado a fluoroscopia.

Para o diagnóstico da disfagia esofágica são realizados exames como a esofagograma contrastado com bário, a endoscopia, a manometria esofágica e a cintilografia de trânsito esofágico com radionuclídeos. Esta última é utilizada para propósito de pesquisas, porém já está sendo utilizada por algumas clínicas (MALAGELADA *et al.*, 2004).

A disfagia pode ser classificada em sete níveis, segundo a escala Dysphagia Outcome Severity Scale (DOSS). Esta escala foi desenvolvida para avaliar a gradatividade funcional da disfagia baseada na avaliação objetiva e faz recomendações sobre a dieta, nível de independência e tipos de alimentação. Ela estabelece sete níveis de classificação,

onde o 1 é o nível mais crítico da doença e o 7 é a deglutição normal (OLIVEIRA *et al.*, 2008; O'NEIL *et al.*, 1999):

- Nível 7: deglutição normal;
- Nível 6: Deglutição Funcional: retardo oral ou faríngeo leve, retenção leve de alimentos na faringe, sem aspiração de alimentos;
- Nível 5: Disfagia Leve: aspiração apenas com líquidos ralos, penetração do alimento nas pregas vocais, retenção de alimentos na faringe, redução da mastigação e/ou retenção do bolo alimentar em cavidade oral, podendo apresentar um ou mais desses problemas;
- Nível 4: Disfagia Leve Moderada: pode apresentar um ou mais dos seguintes sintomas: retenção de alimentos na faringe, retenção alimentar em cavidade oral, aspiração de uma consistência do alimento, ou penetração no nível das pregas vocais, com tosse, de duas consistências, ou penetração do nível de pregas vocais, sem tosse, de uma consistência;
- Nível 3: Disfagia Moderada: pode apresentar mais de um dos sintomas: retenção alimentar moderada na faringe, retenção alimentar moderada em cavidade oral, penetração do alimento no nível das pregas vocais, sem tosse, de duas ou mais consistências, ou aspiração de duas consistências, com tosse fraca ou ausência de reflexo de tosse, ou aspiração de uma consistência, sem tosse, e penetração nas pregas vocais de uma consistência, sem tosse;
- Nível 2: Disfagia Moderada Grave: pode apresentar um ou mais dos seguintes sintomas: retenção alimentar severa na faringe, perda ou retenção severa do bolo alimentar, aspiração de duas ou mais consistências alimentares, ausência de uma ou mais consistências, sem tosse, e penetração de uma ou mais consistência, sem tosse;
- Nível 1: Disfagia Grave: pode apresentar um ou mais dos seguintes problemas: retenção severa em faringe, perda ou retenção severa do bolo alimentar em cavidade oral, aspiração silenciosa de duas ou mais consistências, ausência de tosse voluntária, ou incapacidade de alcançar a deglutição.

A partir desses níveis é importante correlacionar o tipo da disfagia com o tipo de alimento que deve ser adequada ao paciente (OLIVEIRA *et al.*, 2008):

- Nível 7: dieta geral;
- Nível 6: mesma dieta do nível 7, porém com mais tempo para a realização da refeição;

- Nível 5: dieta branda assistida;
- Nível 4: dieta branda ou semi-sólida, assistida com auxílio, caso necessário;
- Nível 3: dieta semi-sólida ou pastosa, assistida e com utilização de estratégias especiais/manobras durante a alimentação;
- Nível 2: uso parcial de dieta via oral, sendo mais indicada dieta pastosa, assistida, e com uso de manobras compensatórias de deglutição;
- Nível 1: restrição total de dieta via oral.

O sistema desenvolvido pode fazer o acompanhamento de todos os níveis da disfagia, exceto no nível 1, pois a dieta não é realizada pela via oral, impossibilitando a aquisição dos sinais da deglutição. Nos demais níveis o sistema pode ser utilizado quando existir a necessidade de acompanhamento do tipo do alimento deglutido e da frequência de sua ingestão.

2.3 SISTEMAS INTELIGENTES

Desde muito tempo, o ser humano busca entender os conceitos da racionalidade e da inteligência. A raça humana tem a sua espécie denominada como *Homo sapiens*, devido à sua necessidade e capacidade de pensar. A Inteligência Artificial (IA) não tenta apenas entender como o homem pensa, mas também criar entidades capazes de raciocinar e pensar. A fundamentação é baseada em diversas áreas, como a Filosofia, Economia, Psicologia, Matemática, Neurociências, Linguística, entre outras.

Segundo Rainer Jr (2012), a IA pode ser definida como a ciência que estuda os processos do pensamento humano e recriar estes processos em computadores. Com o avanço das tecnologias de comunicação e da IA, pode-se desenvolver sistemas capazes de extrair informações de uma forma mais direcionada e precisa, onde a qualidade da informação é levada em consideração.

Os Sistemas Inteligentes (SI) possuem alguns pontos-chaves importantes como a capacidade de utilizar o conhecimento para desempenhar tarefas ou para a resolução de problemas e a capacidade para aproveitar associações e inferência para trabalhar com problemas complexos que se assemelham a problemas reais (REZENDE, 2003).

Um dos componentes que geralmente se faz necessário em SI é o reconhecimento de padrões (RAITZ, 1997). O reconhecimento de padrões é definido como o processo em que um padrão ou sinal recebido é classificado dentre um número predeterminado de categorias. A classificação pode ser realizada a partir de conhecimentos obtidos no passado ou por meio de informações estatísticas extraída de padrões.

Segundo HAYKIN (2001), para que um padrão seja classificado é necessário que uma das seguintes tarefas seja realizada:

- Classificação supervisionada: o valor de entrada é identificado como padrão pertencente a uma classe pré-definida pelos padrões de treinamento;
- Classificação não supervisionada: onde o padrão só é associado a uma classe a partir da semelhança entre os padrões de treinamento.

As principais etapas para o reconhecimento de padrões é fazer a coleta de dados e realizar o pré-processamento, representar os dados e, por último, tomar decisões com base nas informações extraídas. Assim, se faz necessário a escolha da melhor técnica ou conjunto de técnicas que melhor desempenhará estas funções. Para efeito desta dissertação de mestrado, serão descritas as Redes Neurais Artificiais (RNA), devido à sua larga utilização na identificação de padrões na área médica.

2.3.1 Redes Neurais Artificiais

Uma RNA é um processador maciçamente distribuído, constituído de unidades de processamento simples, que têm a capacidade natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para o uso. As redes neurais se assemelham ao cérebro em dois aspectos: (1) o conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente, por meio de um processo de aprendizagem e (2) as forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido (HAYKIN, 2001).

A partir de sua interação com o meio externo, as RNAs adaptam os seus parâmetros, gerando assim o aprendizado. O aprendizado ocorre de forma interativa, o que implica que o seu desempenho deverá melhorar a partir da influência do mundo externo. O processo que realiza o aprendizado é conhecido como algoritmo de aprendizagem, que é responsável por modificar os pesos sinápticos.

O processamento das informações em uma RNA é realizado por meio de estruturas neurais, conhecidas como neurônios, onde o armazenamento e o processamento da informação são realizados de maneira paralela e distribuída (REZENDE, 2003). McCulloch e Pitts propuseram o primeiro modelo matemático do funcionamento de um neurônio. No modelo apresentado, as entradas do neurônio correspondem a um vetor X . Cada entrada X_i possui um peso associado W_i na entrada dos neurônios, como pode ser visualizado na Figura 5. Depois de ponderadas, as entradas são somadas e passadas, juntamente com o limiar de polarização, por uma função sinal que produz uma saída.

O neurônio é composto por alguns componentes principais:

- Pesos sinápticos: usados para armazenar o conhecimento. Como em um neurônio, uma sinapse é o nome dado à conexão existente entre neurônios;

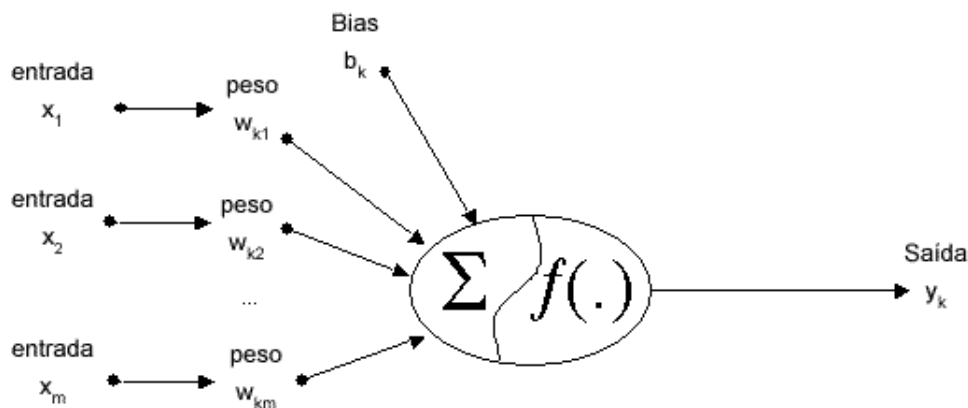


Figura 5 – Modelo matemático de neurônio proposto por McCulloch e Pitts.

- Combinador linear: responsável pela soma das entradas ponderadas pelo peso de cada sinapse;
- Função de ativação: responsável pela saída do neurônio;
- Bias: aumenta o grau de liberdade, permitindo melhor adaptação da rede.

2.3.2 Arquitetura da Rede

A organização dos neurônios em uma rede está ligada ao modo como o algoritmo de aprendizagem é utilizado para treinar a rede. Em geral, pode-se identificar três classes de arquiteturas de rede: Redes Alimentadas Adiante com Camada Única, Redes Alimentadas Diretamente com Múltiplas Camadas e as Redes Recorrentes.

2.3.2.1 Redes Alimentadas Adiante com Camada Única

As redes alimentadas adiante com camada única estão organizadas de forma que existe uma camada de entrada de nós de fonte que se projeta sobre uma camada de nós de saídas de neurônios. É considerada camada única devido à existência de apenas uma camada de neurônios. A camada de entrada não é levada em consideração, devido à ausência de computação nesses nós.

2.3.2.2 Redes Alimentadas Diretamente com Múltiplas Camadas

Esta classe de RNA se distingue da rede neural apresentada na seção anterior pela presença de uma ou mais camadas ocultas. Os neurônios das camadas ocultas têm como função intervir entre a camada de entrada e a camada de saída, tornando a rede capaz de extrair estatísticas de ordem mais elevadas.

A camada de entrada fornece os valores de entrada que serão repassados aos neurônios da segunda camada. Os sinais que saírem da segunda camada servirão de entrada para a próxima camada e este processo irá prosseguir até a camada de saída,

que obterá a resposta global da rede para o padrão de ativação fornecido na camada de entrada.

Uma rede neural pode ser totalmente conectada ou parcialmente conectada. Quando cada um dos nós de uma camada está conectado a todos os nós da camada seguinte, essa rede é denominada totalmente conectada. Porém, se um dos neurônios não possuir conexão com todos os neurônios da camada subjacente, então essa rede será denominada parcialmente conectada.

2.3.2.3 Redes Recorrentes

As redes recorrentes se distinguem das redes alimentadas por terem pelo menos uma ligação de realimentação, ou seja, a saída de um neurônio pode alimentar a entrada de um outro neurônio da mesma camada. Essa classe de RNA pode também possuir laços de auto-realimentação, podendo a saída de um neurônio realimentar a si mesmo. Também é possível a existência de camadas ocultas neste tipo de rede.

As RNAs se apresentam como ferramentas na área de inteligência devido à sua grande capacidade de aprendizagem. Essas redes podem ser utilizadas para classificar infinidades de padrões, como sinais biomédicos, áudio, entre outros.

A partir de levantamentos de estudos que tinham como objetivo a classificação de alimentos ou o monitoramento de dieta, viu-se que as RNAs eram bastante utilizadas nesse contexto e que apresentavam bons resultados. Além disso, como a classificação foi realizada para sólido e líquido, não existe nebulosidade na identificação de alimentos nessas duas classes, o que facilitou o uso da técnica. A maior dificuldade apresentada foi a necessidade da utilização de uma base de dados contendo várias amostras para a realização do treinamento.

2.4 ESTADO DA ARTE

Alguns estudos relacionados ao monitoramento de dietas e cuidados de disfagia com o auxílio de técnicas inteligentes ou M-Health foram encontrados na literatura. Esses trabalhos buscam a melhoria do tratamento, identificação de distúrbios e acompanhamento de ingestão de alimentos, correlacionando-se assim com o objetivo desta pesquisa.

Do ponto de vista clínico, identificar e classificar pacientes com disfagia em risco de aspiração é um diagnóstico muito importante. Segundo Suryanarayanan, Reddy e Canilanq (1995), foram desenvolvidas técnicas para quantificar vários parâmetros biomecânicos que caracterizam pacientes com disfagia. Um sistema especialista foi desenvolvido para classificar pacientes, por meio dessas técnicas. Para diagnóstico,

o uso da lógica *fuzzy*, mais uma vez, é relatado na classificação de pacientes com disfagia faríngea em quatro categorias de risco para aspiração. As medidas realizadas foram: medições de aceleração e pressão na deglutição, não-invasivos, e, destes dados coletados, foram obtidos cinco parâmetros (deslocamento, velocidade e outros). Foram avaliados 22 pacientes, destes 18 identificados com grau de disfagia, por meio de medidas biomecânicas com classificador *fuzzy*. Na validação do sistema foi usado o método de videofluorography, confirmando o diagnóstico do sistema inteligente.

Um processo bastante utilizado na literatura para caracterização e processamento de sinais biológicos é o uso de técnicas de sistemas inteligentes. No estudo de Das, Reddy e Narayanan (2001) são apresentados sistemas automatizados, desenvolvidos com a lógica fuzzy híbrida e RNA, em que o sistema reconhece os sinais de aceleração na deglutição de alimentos. Nesse estudo, foram usados dois conjuntos de lógica fuzzy e RNA, (tipo Fluxo de Carga Newton – FCN) para reconhecer se há disfagia na deglutição de alimentos. Os testes com deglutição com disfagia (FCN-I) e com deglutição normal (FCN-II), usando FCNs híbridos, apresentam como resultado: a) FCN-I reconheceu o sinal diferenciado à aceleração da disfagia, no momento do gole de cada alimento; b) dos testes classificados em 31 dos 33 sinais de disfagia na deglutição, em 16 dos 16 alimentos. Já com uso do grupo FCN-II, aplicou-se um composto por sete redes neurais e se reconheceu na deglutição normal que 24 dos 24 são normais ao engolir 28 dos 29 alimentos. Esse resultado apresenta o estabelecimento de uma ferramenta de diagnóstico factível.

Lopez-Meyer *et al.* (2010) propõem o uso do modelo de Máquina de Vetor de Suporte para detectar os períodos de ingestão de alimentos por meio das informações extraídas do sinal Instantaneous Swallowing Frequency (ISF) e os indicadores binários da mastigação. Os dados foram coletados a partir da utilização de um microfone localizado sobre a laringofaringe e um sensor de deformação- filme piezoelétrico que monitora a tensão da pele devido à mastigação. Características derivadas de engolir e dos pontos de mastigação foram obtidas a partir dos dados coletados de 18 sujeitos que foram avaliados. Os resultados experimentais apontam que a combinação de deglutição e mastigação usados como características que permitem diferenciar os períodos da ingestão de alimentos da não ingestão.

Amft *et al.* (2010) propõem a investigação de uma solução baseada em sensores de aceleração e giroscópio para detectar a ingestão de líquidos, utilizando acelerômetro no pulso. A ação de beber é detectada a partir do movimento de levar um recipiente com líquido até à boca. A análise do sinal é feita a partir do processamento de características, para que seja possível descrever o padrão dos sinais dos dados. As características foram: a soma da amplitude absoluta, diferença do início e fim da amplitude, número de passagens por zero, início e fim da amplitude, soma das diferenças da amplitude, média e variância. O conjunto de características foi calculado para três seções dos dados do

sensor, distribuídas uniformemente e a instância do movimento inteiro.

Passler e Fischer (2011) propõem um método para monitorar a ingestão de alimentos por meio de um sistema sensor não-invasivo utilizando microfones inseridos no canal do ouvido, para captar os sons emitidos da mastigação e da deglutição e do ruído ambiental. Microfones foram instalados em um aparelho auditivo padrão, para captar o som emitido na parte óssea do canal auditivo. Existe uma abertura que possibilita integrar outro microfone para gravar sons do ambiente. Assim, junto com o áudio captado pelo primeiro microfone, pode-se identificar se o som captado foi produzido pelo corpo do usuário ou por algum meio externo.

Em Liu *et al.* (2012), é apresentado um dispositivo sensorial vestível que monitora o comportamento da ingestão de alimentos de uma pessoa. Esse dispositivo possui um microfone e uma câmera que são usados para a captura do som durante a mastigação, em tempo real, e a captura de sequência de imagens no momento em que é detectado o início da mastigação, respectivamente, criando assim um *log* durante as refeições. Esse *log* fornece a um médico um resumo das características do comportamento alimentar, como: a velocidade do consumo, a preferência de certos tipos de alimentos e os níveis de consumo em geral. Ao detectar a mastigação por meio do som, a captura das imagens será iniciada e imagens-chaves serão selecionadas para compor o log de mastigação. Uma rede neural utilizando máquinas de aprendizagens extrema é aplicada na classificação do áudio, dentro de quatro categorias: fala, ingestão de líquidos, mastigação ou outros. Porém, durante os testes, a identificação da ingestão de líquidos não pode ser processada, devido ao baixo nível de som produzido por esta atividade.

Em Tom (2012) é proposta a ferramenta DiligenS, um sistema inteligente para a automação da formulação e acompanhamento de dietas utilizando a tomada de decisão multicritério *Fuzzy*. O *Fuzzy* é utilizado para classificar os itens de um menu, com base nas preferências do usuário e valores nutricionais dos alimentos, seguindo a priorização de tomada de decisão de multicritério. A partir de uma lista de itens, os critérios (valor nutricional de uma determinada característica do alimento, tempo de preparo, custo, etc.) são escolhidos pelo o usuário e, com base nessas informações, o ranking dos itens alimentares é gerado. O *ranking* é gerado a partir da classificação dos itens do menu, variando de mais indicado a não indicado.

Em Mendi *et al.* (2013) é proposto um sistema de monitoramento da alimentação em tempo real para dispositivos móveis. O sistema possui um dispositivo com acelerômetro, que é vestido no pulso do indivíduo para capturar o movimento de levar a comida até a boca. Por meio da conexão Bluetooth, o dispositivo transfere os dados gerados para um dispositivo móvel. Em seguida, é aplicado um filtro de suavização Gaussiano para minimizar os ruídos. Os dados de picos da aceleração são suavizados e o sistema identifica a mordida por meio da identificação dos picos.

Em Li *et al.* (2013), foi apresentada a arquitetura e implementação de um protótipo

que reconhece as atividades humanas, como mastigar, falar, beber e tossir. Este dispositivo é acoplado ao dente e utiliza o acelerômetro para identificação de cada função. Este trabalho relata apenas a construção do protótipo e não apresenta resultados com testes realizados em um ambiente real.

Os sinais oriundos da região cervical possuem informações neuromotoras que podem auxiliar na captação de dados que caracterizem uma moléstia, porém a sua coleta e região influem na obtenção desses elementos caracterizadores, tais como: amplitude, frequência e periodicidade. Conforme Torisu *et al.* (2014), utilizou-se a captura de sinais de eletromiografia dos músculos, na região dorsal do pescoço, obtidos pela estimulação elétrica intra-oral. Nesses registros, antes e depois da aplicação de anestesia local, em um grupo de 17 voluntários, os resultados apresentaram uma inibição dorsal do pescoço, na atividade Eletromiográfica (EMG). A intensidade percebida dos estímulos elétricos, como pontuado em uma Escala Visual Analógica (EVA), foi de $6,1 \pm 0,4$ antes da anestesia e $1,5 \pm 0,2$ após a anestesia. Com o uso do estímulo elétrico intra-oral, foi possível verificar a inibição da atividade muscular; isso se deve aos nervos aferentes nociceptivos e às fibras não-nociceptivas. Com isso, conclui-se que há correlação entre a região neural e a região cervical, levantando a possibilidade de capturas de ordem eletromiográficas, mecânicas e acústicas.

Dudik *et al.* (2015) investigou as diferenças entre acelerômetro e microfone, para detectar anormalidades na deglutição. Os dados foram adquiridos a partir de testes realizados com 55 participantes, tendo estes realizado 5 deglutições da saliva. Os dados passaram por técnicas de processamento de sinais para filtragem e remoção de ruídos. Como resultado, foram encontradas características que variaram entre participantes do sexo masculino e feminino. As características escolhidas foram estatisticamente diferentes entre os métodos do microfone e acelerômetro. Foi concluído que sinais obtidos do acelerômetro e do microfone apresentam informações diferentes sobre a deglutição.

A Tabela 1 demonstra um comparativo entre as áreas de atuação de todos os trabalhos já citados e a proposta de desenvolvimento deste trabalho, utilizando as seguintes características: Log/Diário Alimentar (LDA); Acompanhamento de Pessoas com Disfagia (APD); Monitoramento em Tempo Real (MTR); Dispositivos Móveis (DM); Sistema de Acompanhamento (SA); Identificação de Líquidos (IL) e Identificação de Sólidos (IS).

Tabela 1 – Comparação entre trabalhos

	LDA	APD	MTR	DM	SA	IL	IS
Suryanarayanan, Reddy e Canilanq (1995)		★					
Das, Reddy e Narayanan (2001)		★					
Lopez-Meyer <i>et al.</i> (2010)	★		★			★	★
Amft <i>et al.</i> (2010)						★	
Passler e Fischer (2011)	★						
Liu <i>et al.</i> (2012)	★		★				★
Tom (2012)					★		
Mendi <i>et al.</i> (2013)			★	★			★
Li <i>et al.</i> (2013)	★		★			★	★
Torisu <i>et al.</i> (2014)		★					
Dudik <i>et al.</i> (2015)	★						
SMIA	★	★	★	★	★	★	★

Diante do exposto, este trabalho apresenta um sistema de monitoramento de ingestão de alimentos elaborado para detectar o movimento gerado a partir da deglutição de alimentos, por meio de um dispositivo não-invasivo e classificá-los em líquido ou sólido, além de gerar um diário alimentar com o total de refeições realizadas por dia e a sua duração, possibilitando o acompanhamento remoto de cada sujeito pelo profissional de saúde. Como aplicação imediata deste trabalho, pode-se destacar pessoas que apresentem a necessidade de controlar o tipo de alimento ingerido.

3 SISTEMA DE MONITORAMENTO DE INGESTÃO DE ALIMENTOS - SMIA

Neste capítulo é apresentado o sistema, seus componentes e ferramentas utilizadas para a sua concepção. Assim, para melhor entendimento, este capítulo está subdividido em:

3.1 Visão geral: apresenta conceitos sobre o que é o sistema e suas funcionalidades;

3.2 SMIA: Componentes e Etapas: fornece informações sobre as etapas do sistema e seus componentes;

3.1 VISÃO GERAL

O SMIA é um sistema de monitoramento de ingestão de alimentos que tem como intuito gerar um diário eletrônico das refeições realizadas por cada paciente. Este sistema armazena informações como o número de vezes que o indivíduo se alimentou em um determinado dia, a duração de cada refeição e o tipo de alimento baseado no seu estado físico. Essas informações são disponibilizadas para uma equipe médica que poderá analisar o diário do paciente de forma remota, no momento que quiser.

Para efeitos deste sistema, os seguintes requisitos inerentes à arquitetura foram definidos: I) capturar, a partir de um dispositivo, os dados oriundos dos movimentos e os sons gerados a partir da deglutição; II) transferir estes dados para um dispositivo móvel por meio de comunicação sem fio; III) armazenar os dados com a possibilidade de transmissão para servidor, quando a conexão com a Internet esteja disponível; IV) transmitir os dados para o servidor; V) tratar os dados; VI) classificar o alimento em sólido ou líquido e; VII) disponibilizar as informações para a equipe médica. A Figura 6 ilustra a visão geral do sistema, destacando os principais componentes.

3.2 SMIA: COMPONENTES E ETAPAS

O SMIA é composto por três componentes:

- MIA Device: dispositivo responsável pela aquisição do sinal gerado a partir da deglutição;
- MIA Mobile: aplicativo para dispositivo móvel responsável por receber, salvar de forma temporária e enviar para o servidor os dados oriundos do MIA Device, além de servir como painel de controle para inicialização e paralização da aquisição dos dados;

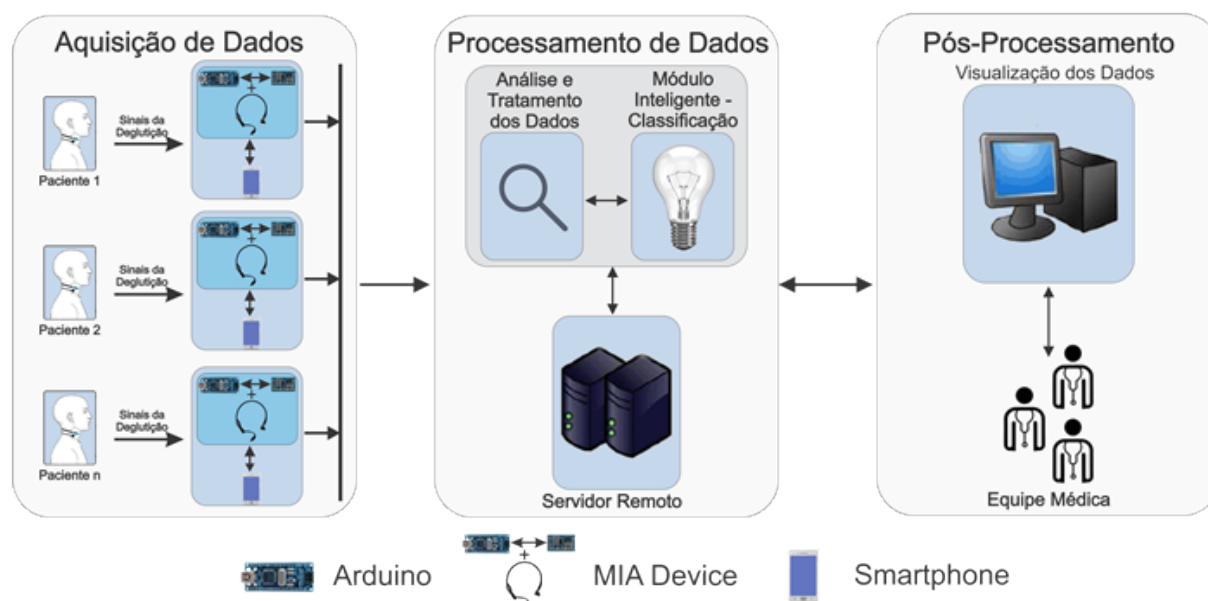


Figura 6 – Visão geral do sistema.

- MIA Web: sistema web responsável por armazenar os dados de todos os pacientes, processá-los e classificá-los de acordo com o seu tipo a partir do módulo inteligente e gerar o diário alimentar.

O usuário irá posicionar o MIA Device na garganta e o ligará. O microfone do MIA Device deve ser conectado ao dispositivo móvel e, em seguida, deve ser conectado por meio do *Bluetooth*. Ao comando do usuário, os dados começarão a ser coletados e enviados para o dispositivo móvel, onde permanecerão armazenados até o momento do acionamento do comando de envio para o servidor. Ao chegar ao servidor, os dados serão processados e armazenados em um banco de dados e, em seguida, passarão pela rede neural, com a finalidade de classificar os dados em líquido ou sólido. Após a classificação, as informações adquiridas serão salvas, compondo assim o diário alimentar de cada paciente. As subseções a seguir descrevem com detalhes cada parte do SMIA.

3.2.1 MIA Device

O MIA Device é um dispositivo desenvolvido com o objetivo de fazer a aquisição dos sinais emitidos durante a ingestão de alimentos, utilizando sensores como acelerômetro e giroscópio para capturar os movimentos gerados a partir da mastigação e deglutição e o microfone que capta o som emitido. Para transferência de dados é utilizada a tecnologia *Bluetooth*, por esta estar presente em diversos dispositivos encontrados no mercado. Para a sua utilização se faz necessário possuir um dispositivo móvel que possua conexão *Bluetooth* e com a Internet. Atualmente, existe uma série de dispositivos que atendam a esses requisitos. As seções a seguir descrevem

detalhes do MIA Device, como as ferramentas que foram utilizadas para sua concepção e o funcionamento do *Software*.

Para a elaboração do protótipo optou-se pela utilização de *hardwares* de plataforma livre devido ao seu baixo custo e fácil manuseio, como é o caso do Arduino e seus módulos. Esta seção é responsável por descrever cada equipamento utilizado.

Para a aquisição dos sinais e controle de cada módulo do dispositivo, foi usado o Arduino Duemilanove, baseado no microprocessador Atmel ATmega328 (ATMEL, 2013). Permite a conexão com o computador via cabo USB que serve para a transferência dos programas que são executados pelo Arduino ou para transferir os dados entre a placa e o computador. Possui 14 pinos digitais de entrada e saída, 6 entradas analógicas, cristal oscilador de 16 MHz e conexão para fonte de energia, sendo possível também a alimentação via cabo USB.

Foi utilizado um microfone estéreo de 2 canais, de 16 bits e 48000 Hz (*DVD Quality*). Possui fone de ouvido mono e plug de conexão compatível com a maioria dos dispositivos. Seu formato é ideal para o posicionamento na garganta do usuário, possibilitando melhor captação de áudio gerado pelos movimentos dos órgãos presentes nessa região. Sua conexão se faz diretamente no dispositivo móvel e para o desenvolvimento desta pesquisa o fone não foi utilizado.

O acelerômetro e o giroscópio foram responsáveis pela captura do movimento gerado pela ingestão dos alimentos. O modelo que foi utilizado foi o PS-MPU-6000A-00, da InvenSense. O giroscópio possui três saídas digitais (x, y, z), sendo elas de escala de ± 250 , ± 500 , ± 1000 , e $\pm 2000^\circ/\text{s}$. Possui conversor digital e analógico de 16 bits, opera com uma corrente de 3,6 mA e 5 μA em *standby*.

O acelerômetro também possui saída digital de três eixos (x, y, z), sendo as fontes de escala de ± 2 , ± 4 , ± 8 e $\pm 16/\text{s}$. O conversor analógico é de 16 bits integrado ao sistema; o conversor é ativado simultaneamente com uma amostra do acelerômetro, isso sem precisar de um multiplexador. A corrente de operação é de 500 μA . Possui módulos de potência baixa com a corrente e frequência de 10 μA e 1.25 Hz, 20 μA e 5 Hz, 60 μA e 20 Hz, 110 μA e 40 Hz.

Para a transferência dos dados foi utilizado o módulo *Bluetooth* HC 06. O *Bluetooth* é responsável por enviar os dados do MIA Device para o dispositivo móvel. Os módulos principais do *Bluetooth* de série usam o design chipsets CSR's, e os protocolos padrões são da versão 2.0. Os padrões industriais são de 28mm x 15mm x 2.35mm. O tamanho do volume é compacto e a antena *on-board* é auto eficiente.

3.2.1.1 Software Embarcado do MIA Device

O *software* desenvolvido para o MIA Device é responsável por fazer a aquisição dos sensores acelerômetro e giroscópio, bem como fazer a transferências dos dados para

o dispositivo móvel. Além das informações dos sensores, ele também captura o tempo de execução do hardware em milissegundos a cada amostragem.

Para o desenvolvimento do *software*, foi utilizada a linguagem padrão do Arduino, que é baseada em C/C++. Para que a comunicação com o módulo acelerômetro seja realizada, foi necessária a utilização da biblioteca *wire.h*, que permite a comunicação com dispositivos que trabalham sob o barramento I2C (ARDUINO, 2015). Para a recepção dos dados, 6 variáveis foram utilizadas para a recepção dos sinais emitidos pelos 3 eixos do acelerômetro e do giroscópio. Para a captura do tempo, foi utilizada a função *millis* nativa da linguagem do Arduino.

A captura dos dados é iniciada a partir do momento em que o Arduino recebe o comando de inicialização do dispositivo móvel, por meio da tecnologia *Bluetooth*. Em seguida a captura dos dados inicia e, no momento em que as variáveis recebem os valores, o pacote de mensagem é formado e transmitido para o dispositivo móvel. O pacote possui delimitadores para que, caso ocorra a perda de alguma informação, o erro seja identificado. Cada captura acontece em um intervalo de 100 milissegundos e a finalização da captura dos dados ocorre quando um novo comando é enviado do dispositivo móvel. A Figura 7 apresenta o fluxograma do *software* em questão. Esse intervalo foi definido para que fosse possível adquirir várias amostras, contanto que não ocorresse a perda de dados.

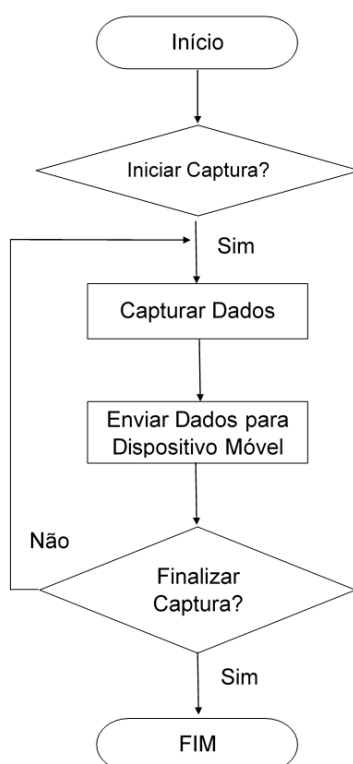


Figura 7 – Fluxograma com o passo-a-passo do funcionamento do *software* embarcado.

3.2.2 MIA Mobile

O MIA Mobile é um aplicativo utilizado pelos pacientes e é responsável por armazenar os dados gerados pelo MIA Device e do microfone e enviá-los para um servidor, por meio de conexão com a Internet. Seu *layout* é bem simples, uma vez que possui poucos comandos a serem executados.

Para a utilização do aplicativo, é necessário que o usuário faça o *login*. O nome de usuário e senha serão enviados por *e-mail*, pela equipe médica que irá cuidar do paciente. Ao entrar, uma permissão para a utilização do *Bluetooth* aparecerá na tela. É necessário que a permissão seja dada, para que o dispositivo móvel possa receber as informações enviadas pelo MIA Device.

Após a permissão, uma lista com os dispositivos pareados será mostrada. O usuário deverá selecionar o MIA Device. Ao escolher, o aplicativo imediatamente irá para a tela de captura dos dados. A tela de captura possui dois botões, um para gravação e outro para envio dos dados. Ao iniciar a refeição, o usuário acionará o botão de gravação, o áudio será capturado diretamente para o dispositivo móvel e um comando para inicialização da captura será enviado para o MIA Device.

O áudio é guardado como um arquivo temporário e, em seguida, é convertido para o formato *Waveform Audio*. Os pacotes oriundos do MIA Device são recebidos como *stream* e são gravados em um arquivo no formato *Comma-separated Values* (CSV). Após a finalização da refeição, o usuário irá pressionar o mesmo botão (agora com o nome parar) para interromper a gravação. Caso exista conexão com a Internet, o botão enviar será pressionado para o envio dos dados para o servidor. Caso não exista conexão, os dados poderão ser enviados posteriormente.

O aplicativo desenvolvido foi criado para ser executado no sistema operacional Android, que é baseado no *kernel* do Linux e é mantido por um grupo de empresas lideradas pela Google (SILVA, 2010). A escolha desse sistema se dá pela sua grande utilização que, em 2014, possuía 84,7% do mercado mundial de telefones inteligentes (CORPORATION, 2014) e pelo baixo custo de desenvolvimento, não necessitando de licença.

Para a implementação, foi utilizado o Ambiente de Desenvolvimento Integrado, do inglês *Integrated Development Environment* (IDE) Android Studio (GOOGLE, 2015), que disponibiliza ferramentas para agilizar o desenvolvimento, como a criação de interfaces de forma gráfica, por exemplo.

3.2.3 MIA Web

O MIA Web é uma plataforma desenvolvida, baseada em tecnologias para a internet, com o objetivo de fornecer à equipe médica informações sobre as deglutições dos pacientes. Com o MIA Web é possível realizar o cadastro de novos usuários, sejam

eles profissionais ou pacientes, relacionar os pacientes com a equipe médica responsável e ver dados do paciente, como: quantas refeições foram realizadas durante o dia, a duração de cada refeição e o tipo de alimento que foi ingerido, líquido ou sólido.

Para o desenvolvimento, foram utilizadas tecnologias como o *Hypertext Processor* (PHP) versão 5.3.8 (ABT *et al.*, 2015), o Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados (SGBD) MySQL versão 5.6 (MYSQL, 2014) e a ferramenta *MatLab*® versão estudante (MATHWORKS, 2015), que permite a realização de cálculos matemáticos, desenvolvimento de algoritmos, processamento de sinais, geração de gráficos, integração com banco de dados, entre outros.

O PHP foi utilizado para fazer a análise dos dados enviados pelo MIA Device, uma vez que se faz necessário a busca por dados incompletos e a eliminação de caracteres utilizados como delimitadores, para garantir que os dados não possuem erro de recebimento. Além disso, ele também trabalha no controle da plataforma web e na geração de gráficos para a visualização dos dados do paciente.

No módulo inteligente, responsável pela classificação do tipo de comida, foi desenvolvida uma rede neural. A ferramenta utilizada para a sua implementação foi o *MatLab*, que possui *toolbox* para facilitar o uso de tais técnicas. Além da classificação, o *MatLab* foi utilizado para fazer parte do processamento dos dados, como a conversão dos dados em matriz e a realização da média. Outra função utilizada desta ferramenta foi a conexão com o banco de dados, onde é possível carregar e salvar dados diretamente para/do seu ambiente de tarefas.

Neste trabalho, foi utilizado o MySQL para o armazenamento dos dados, por ser um SGBD do tipo relacional que permite o acesso de vários usuários ao mesmo tempo e é multitarefa. Possui licença *General Public License* (GPL) de código aberto, existindo também a licença comercial. A Figura 8 ilustra o protótipo do MIA Device conectado ao dispositivo móvel.

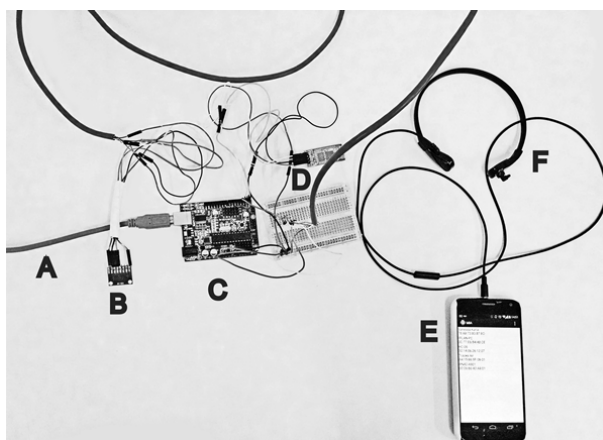


Figura 8 – MIA Device conectado ao dispositivo móvel. A: cabo de alimentação; B: placa contendo o giroscópio e acelerômetro; C: Arduino; D: dispositivo móvel; E: módulo *bluetooth* e F: microfone de garganta.

4 APLICAÇÃO DO SMIA EM UM AMBIENTE REAL

Neste capítulo, será apresentado como foi realizada a aquisição, processamento e classificação dos dados e seus resultados. Assim, para melhor entendimento, este capítulo está subdividido em:

4.1 Contextualização dos Experimentos: aborda a condução da pesquisa e como os testes foram planejados e aplicados;

4.2 Aquisição dos Dados: detalha como os dados foram adquiridos;

4.3 Processamento dos Dados: apresenta como foi realizado o tratamento dos dados oriundos do MIA Device;

4.4 Classificação dos Dados: descreve a aplicação dos dados à RNA para classificação do alimento;

4.5 Validação do SMIA: apresenta os resultados obtidos com os testes executados.

4.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DOS EXPERIMENTOS

Esta pesquisa tem a aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade do Estado do Rio Grande do Norte, sob o seguinte número de parecer: 761.227, conforme o apêndice A. Os dados foram capturados a partir de experimentos realizados com os membros do Grupo de Engenharia de Software (GES) da Universidade do Estado do Rio Grande do Norte (UERN). A realização dos experimentos aconteceu no Laboratório de Engenharia de Software (LES) da UERN. Ao total, foram realizados testes com treze sujeitos, sendo dez do sexo masculino e três do sexo feminino, com média de 23 anos de idade. Os voluntários não possuem diagnóstico de disfagia; porém, esse fato não impede a realização da pesquisa, uma vez que o monitoramento de ingestão de alimentos pode ser realizado com qualquer pessoa.

Como critério de inclusão, foram selecionadas pessoas do GES, residentes na cidade de Mossoró-RN, com idade igual ou superior a 18 anos. Como critério de exclusão, pessoas que relatassem alergia ou algum impedimento à ingestão dos alimentos utilizados durante os testes seriam impedidas de participarem do estudo.

Em um primeiro momento, antes do desenvolvimento do protótipo do MIA Device, foi utilizado o *Shimmer*¹ para capturar os sinais da deglutição. Também foi necessário saber quais os sensores eram realmente necessários para se ter uma boa taxa de acerto por parte da rede. A implementação do protótipo teve início a partir do

¹ Plataforma vestível de baixo consumo de energia utilizado para monitoramento em tempo real. Possui sensores como acelerômetro e giroscópio e rádio transmissor e trabalha com o padrão *Bluetooth* (LTD, 2011).

momento em que os resultados preliminares mostraram que os sensores utilizados e a técnica de inteligência apresentaram bom desempenho.

Com o MIA Device, inicialmente, dois participantes, um do sexo masculino e um do sexo feminino, realizaram uma bateria de testes, com a finalidade de adquirir dados suficientes para o treinamento da rede. de amostras em cada fase e maior diversidade de alimentos. Sendo assim, houve duas etapas de testes: I) testes para alimentação do banco de dados para treinamento da rede (Teste 1) e II) testes para validação da técnica inteligente (Teste 2). A Figura 9 ilustra a distribuição de indivíduos e das amostras da pesquisa.

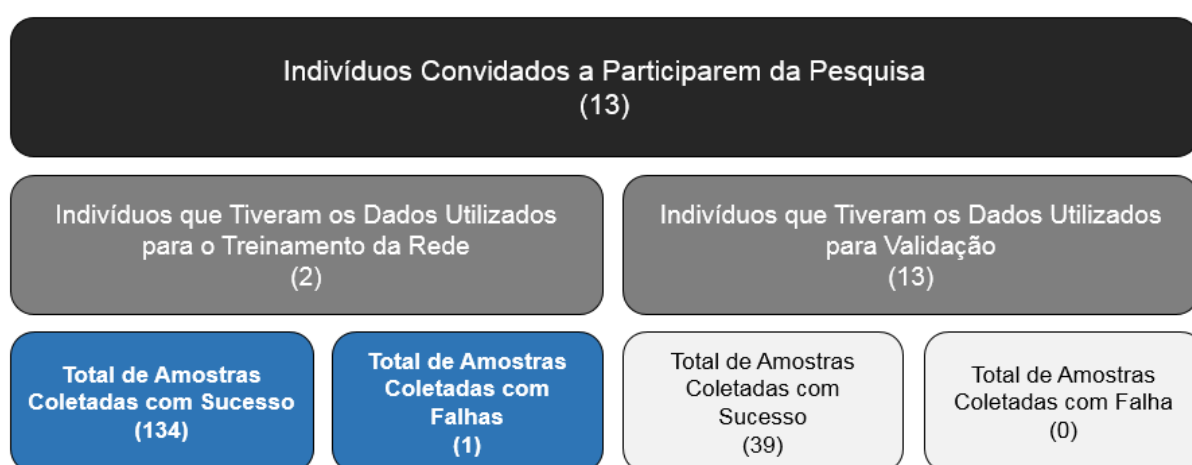


Figura 9 – Esquema de distribuição das amostras e dos indivíduos convidados a realizarem os testes com o MIA Device.

No Teste 1 foram utilizados cinco tipos de alimentos: duas unidades de biscoito de água e sal (tipo *cream cracker*), um copo de 180 ml de água, uma banana inteira, meia maçã e uma banana amassada. Essa quantidade de alimentos utilizada para o treinamento da rede é justificada para melhorar a classificação, pois, como apenas os dados de duas pessoas serão utilizados para o treinamento, e sabendo que o padrão de deglutição de cada indivíduo pode variar muito, a inclusão de alimentos diferentes dá uma diversidade maior, impedindo que a rede se adeque a apenas um indivíduo. Cada um dos alimentos foi ingerido 15 vezes por cada indivíduo, com exceção da maçã, pois um dos participantes alegou ter aversão à fruta. Ao todo foram adquiridas 135 amostras para o treinamento.

Já o Teste 2 foi dividido em três fases, cada uma com uma amostra. A primeira fase foi de ingestão de 180 ml de água, a segunda fase foi a ingestão de 2 unidades de biscoito do tipo bolacha de sal (tipo *cream cracker*) e a terceira foi a ingestão da banana amassada. Esse teste foi realizado por todos os participantes da pesquisa e obteve um total de 39 amostras.

Em ambos os Testes, durante a ingestão dos alimentos, os indivíduos permaneceram sentados, com o MIA Device devidamente instalado no pescoço. Não foi estipulado tempo limite para a ingestão de qualquer uma das substâncias ingeridas, ficando a critério do sujeito participante para que a deglutição ocorresse da maneira mais natural possível, conforme ilustra a Figura 10.



Figura 10 – Realização do teste de ingestão de água. Acelerômetro e giroscópio estão fixados por uma fita hospitalar ao pescoço (A) e microfone de garganta logo abaixo (B).

O processamento do sinal foi realizado em quatro etapas: I) aquisição dos dados - obtenção do áudio pelo microfone e sinais de acelerômetro e giroscópio durante a gravação do som produzido pela deglutição; II) pré-processamento de dados - vetorização dos sinais adquiridos; III) extração de características - extração dos dois canais do áudio, os três eixos do acelerômetro, três eixos do giroscópio e aplicação da média simples; e IV) análise e classificação do sinal - envio dos dados para a rede neural para treinamento, validação e testes.

4.2 AQUISIÇÃO DE DADOS

Na etapa de aquisição dos dados, utilizou-se um microfone de garganta, estéreo de 2 canais, de 16 bits e 48000 Hz (*DVD Quality*) conectado diretamente ao dispositivo.

O arquivo é armazenado em um arquivo temporário e, em seguida, é convertido para o formato WAV no dispositivo móvel.

Também foi utilizado o MIA Device que apresenta os sensores acelerômetro e giroscópio. A cada 100 milissegundos, os dados são coletados e enviados para o dispositivo móvel, por meio de conexão *Bluetooth*, sendo, em seguida, gravados em um arquivo do tipo CSV.

Para que a gravação inicie, é necessário que o usuário forneça o comando de gravação a partir da interface do aplicativo. Os dados ficam gravados na pasta do usuário, presente no dispositivo móvel. O arquivo CSV é escrito com delimitadores de linhas, com o objetivo de identificar a perda de informações. Além dos dados do acelerômetro e giroscópio, também é enviado pelo MIA Device o tempo de execução em que a aquisição dos dados ocorreu. Para que os dados sejam processados, é necessário que o usuário os envie para o servidor.

4.3 PROCESSAMENTO DOS DADOS

Após o usuário enviar as informações para o servidor, o PHP recebe os arquivos CSV e WAV, faz o tratamento do arquivo CSV, eliminando os dados incompletos e os delimitadores e, em seguida, salva as alterações, como ilustrado no algoritmo 1. Os dados são guardados em uma pasta que corresponde ao usuário que os enviou. Após essa análise, o arquivo está pronto para ser trabalhado e é enviado para o MatLab, por meio de uma chamada ao sistema.

Algoritmo 1 Tratamento do Arquivo CSV

```

1: função TRATARARQUIVOCSV(arquivo)
2:   ponteiroArquivo ← arquivo
3:   enquanto ponteiroArquivo <> finalArquivo faça
4:     se NumLinha ≥ tamanhoMinimo
5:   e ponteiroArquivo[1] = delimitadorInicial então
6:     para i ← 1 até NumLinha faça
7:       se ponteiroArquivo[i] <> delimitadorInicial
8:   e ponteiroArquivo[i] <> delimitadorFinal então
9:     Salvar dados em arquivo tratado;
10:    fim se
11:  fim para
12:  fim se
13:  fim enquanto
14: fim função

```

Em seguida, utilizando o MatLab, tanto o arquivo de áudio quanto o arquivo CSV são convertidos em uma matriz. O tamanho da matriz irá variar, de acordo com o tamanho da gravação que foi gerada. Após a conversão, obtém-se duas matrizes, das

quais uma é a matriz de áudio e apresenta duas colunas que contêm as informações dos dois canais (canal esquerdo e direito), e a segunda matriz contém os dados do tempo, os três eixos do acelerômetro e do giroscópio, totalizando sete colunas.

Após a conversão dos dados em matriz, é aplicada a média simples em cada coluna, com a finalidade de obter um único valor, para que seja possível a sua aplicação na rede neural. Os dados são armazenados no banco de dados, juntamente com o id da amostra, id do paciente, os caminhos para os arquivos de áudio e CSV e as informações da data, que são extraídas do nome do arquivo, seguindo o padrão: nome_usuario_ano_mês_dia_hora_minuto_segundo.tipo_arquivo.

Os descritores são carregados e são utilizados com entrada para a rede neural, e assim é realizada a classificação. Um vetor é retornado como saída, informando a classificação do alimento. Essa informação é então atualizada nos dados do paciente. Todo o processo realizado pelo MatLab está ilustrado no algoritmo 2.

Algoritmo 2 Tratamento dos Arquivos pelo MatLab

```

procedimento TRATARARQUIVOS(arquivo.csv,arquivo.wav)
    ▶ Transformação dos arquivos em matriz.
2:   csv[n][7] ← readcsv(arquivo.csv);
    audio[n][2] ← readwav(arquivo.wav);
    ▶ Realização da média das colunas das matrizes.
4:   para i ← 7 até n faça
        mediaCsv[i] ← mean(csv[n][i])
6:   fim para
    para i ← 2 até n faça
8:       mediaAudio[i] ← mean(audio[n][i])
    fim para
10:  vetor ← [csv, audio];
    saida ← net(vetor);
    ▶ Junção dos vetores
    ▶ Classificação do alimento.
12: fim procedimento
  
```

4.4 CLASSIFICAÇÃO DOS DADOS

Nesse estudo, a RNA foi utilizada com o objetivo de classificar os tipos de alimentos ingeridos, de acordo com seu estado físico. O tipo de RNA utilizada foi o *perceptron* de múltiplas camadas, devido à complexidade do problema a ser resolvido. Quanto maior a complexidade do problema, se faz necessário aumentar o número de unidades de processamento. Com as RNA, aumenta o número de neurônios e o número de camadas internas, mas, deve-se ter cuidado na criação da rede, pois o número de camadas e neurônios também pode comprometer o seu desempenho.

A arquitetura proposta possui: um neurônio de entrada, responsável por receber os dados da deglutição adquiridos durante o processo de aquisição; duas camadas

internas, responsáveis pelo processamento dos dados; a primeira camada possui 40 neurônios e a segunda camada possui 80 neurônios; e, por fim, um neurônio de saída que retorna os dados processados pela rede, conforme Figura 11.

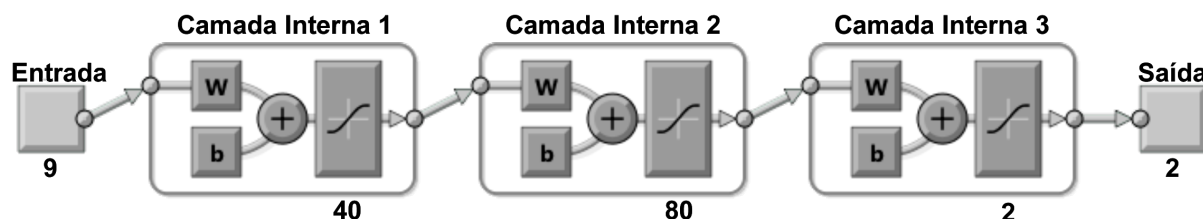


Figura 11 – Diagrama de blocos, desenhado usando o software MatLab, que descreve, em termos de camadas, a arquitetura da RNA utilizada no processo de classificação de alimentos ingeridos do tipo de consistência sólida e líquida. A rede possui 9 neurônios na camada de entrada, duas camadas internas, a primeira com 40 e a segunda com 80 neurônios e uma camada de saída com 2 neurônios.

A função de ativação utilizada foi a sigmóide e o algoritmo utilizado para o treinamento da RNA foi o *Backpropagation* Gradiente Descendente. Este algoritmo estabelece pesos sinápticos aleatórios e de acordo com as entradas da rede, calcula um resultado e compara com o valor esperado. O erro é calculado e propagado no sentido contrário ao da rede para que os pesos (W) e vieses (b) sejam ajustados. Os pesos são alterados sempre na direção contrária da direção do maior erro quadrático. Este tipo de algoritmo é o mais utilizado em redes de múltiplas camadas. O número de épocas estipuladas foi de 2.000, a meta, valor mínimo da performance, foi definido como 0,00001. O conjunto de dados utilizados foi definido como 80% para treinamento, 10% para validação e 10% para testes. Além do vetor de amostras utilizado para o treinamento da RNA, foi utilizado um vetor contendo a informação da saída esperada. Este vetor ajuda durante o aprendizado da rede, informando que tipo de alimento é a que está na entrada. A representação utilizada foi a de um vetor com dois valores, onde o valor $[0, 1]$ representa o líquido e o valor $[1, 0]$ representa o sólido. Em um segundo momento, também foi realizada a classificação, trabalhando-se com três classes de alimentos: líquido, pastoso e sólido. Assim, o vetor de marcação foi representado por três bits, onde a representação $[0, 0, 1]$ era para o líquido, $[0, 1, 0]$ para pastoso e $[1, 0, 0]$ para sólido.

Como saída, um vetor com valores reais foi gerado. A RNA produz valores que se aproximam dos valores desejados. Por exemplo, para esta proposta de identificação do tipo de alimento, quanto mais próximo do valor zero for o primeiro elemento do vetor, quer dizer que a rede identificou aquela entrada como um líquido, e quanto mais próximo do valor um for o primeiro elemento do vetor, a entrada foi identificada como sólido.

Para o treinamento, foi utilizado um vetor contendo, ao todo, 134 amostras. Essas amostras continham os dados oriundos da deglutição de alimentos, como: água, banana, biscoito, maçã e banana amassada, que foram ingeridos por duas pessoas de sexos diferentes e de idades semelhantes. Cada indivíduo realizou 15 testes para cada alimento, exceto a maçã, pois um dos participantes afirmou sentir aversão ao alimento. Também houve a baixa em um teste com o biscoito, pois uma das amostras apresentou falha em seus dados.

Após o treinamento, as amostras correspondentes aos testes das 13 pessoas que participaram foram utilizadas para a validação da rede e do sistema como um todo. No total, 39 amostras foram utilizadas para a validação, onde cada sujeito realizou três testes, sendo cada um deles com alimentos diferentes: água, biscoito e banana amassada. Foram realizadas duas tentativas de classificação. Na primeira, tentou-se classificar os alimentos em sólido e líquido e, na segunda, acrescentou-se a classe do alimento pastoso.

4.5 VALIDAÇÃO DO SMIA

Diante do problema proposto, o SMIA apresenta o desenvolvimento de um diário de deglutição, fazendo o controle do número de vezes em que um indivíduo se alimenta durante determinado período, a duração de cada refeição e a classificação do alimento, de acordo com o seu estado físico.

Os dados adquiridos podem ser representados em forma de sinal. Isto pode ser um fator interessante para o profissional da saúde analisar as características e fazer suas próprias conclusões ou observações. A Figura 12 ilustra os sinais obtidos do acelerômetro, giroscópio e do áudio.

Como pode ser visualizado, os sinais oriundos do acelerômetro e do giroscópio apresentam muito ruído, dificultando a sua visualização. Para melhorar a visualização e remover os ruídos, foi utilizado a *wavelet*, como está ilustrado na Figura 13.

Wavelet é uma função capaz de decompor e descrever outras funções no domínio da frequência, permitindo a análise dessas funções em diferentes escalas de frequência e de tempo. A decomposição de uma função com o uso de *wavelets* é conhecida como transformada *wavelet* e tem suas variantes contínua e discreta. Trabalha com o conceito de janela, sendo esta é deslocada no domínio de tempo para a observação de parte do sinal. Diferentemente do conceito utilizado na transformada de *Fourier*, onde as janelas têm tamanho fixo, na *wavelet* elas têm tamanho variado. Transformadas *wavelets* apresentam propriedades que proporcionam uma representação contendo, simultaneamente, informações espaciais e de frequência, além do aspecto de multiresolução que permite a extração de descritores em diversas escalas (MALLAT, 1999).

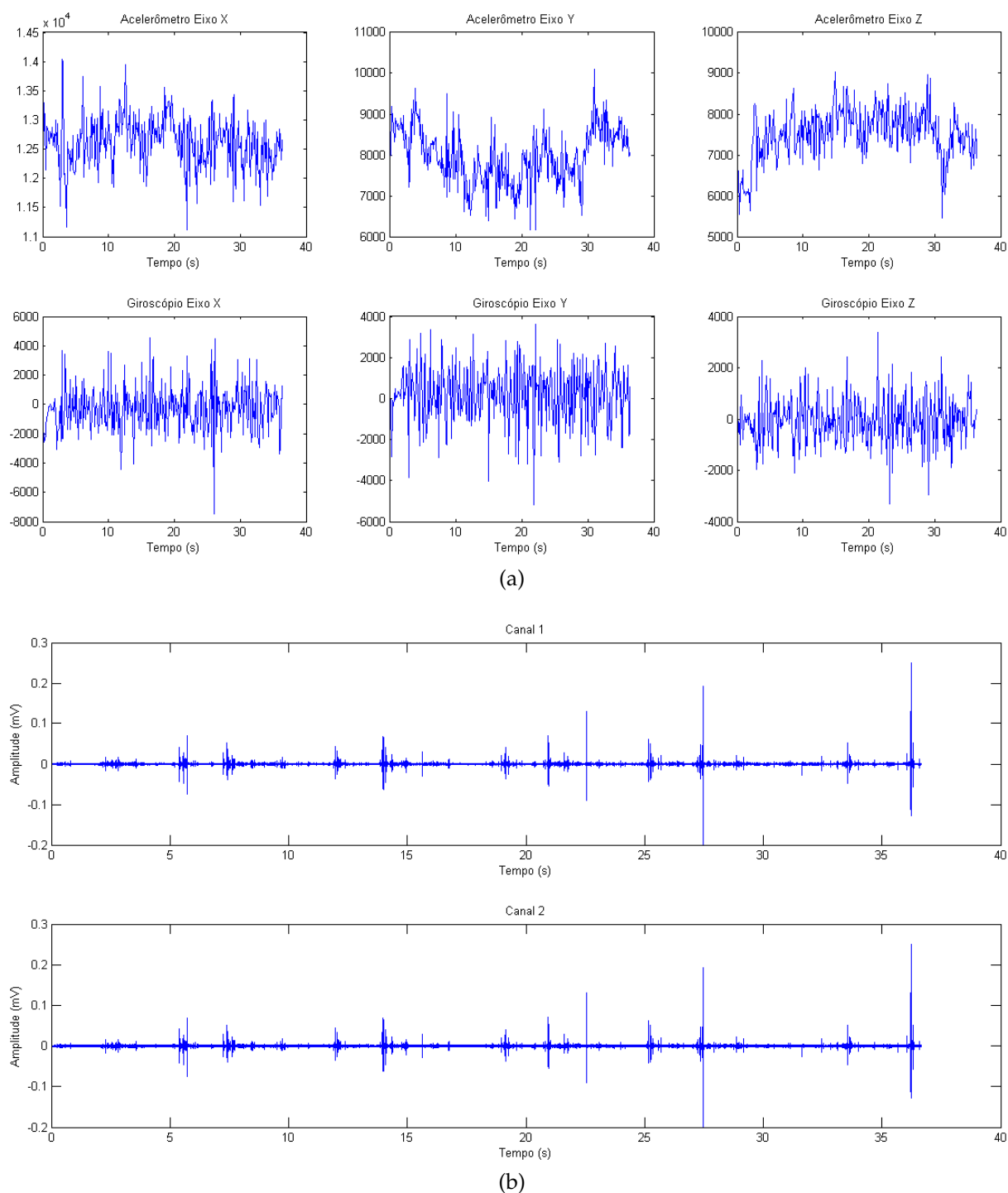


Figura 12 – Sinais obtidos a partir do MIA Device. Sinal do acelerômetro e giroscópio 12a e sinal do áudio 12b.

A *wavelet* mãe é a função principal da transformada. As janelas são versões expandidas, comprimidas ou deslocadas dessa função (MELLO, 2013). A *wavelet* mãe utilizada neste trabalho é a da família *Daubechies* 20. O nível de decomposição utilizado foi o 3. Os sinais do acelerômetro e giroscópio apresentaram grande melhora tendo seu sinal suavizado, enquanto os sinais de áudio tiveram pouca alteração.

Na classificação do Teste 1, foi realizado o treinamento e validação da rede para

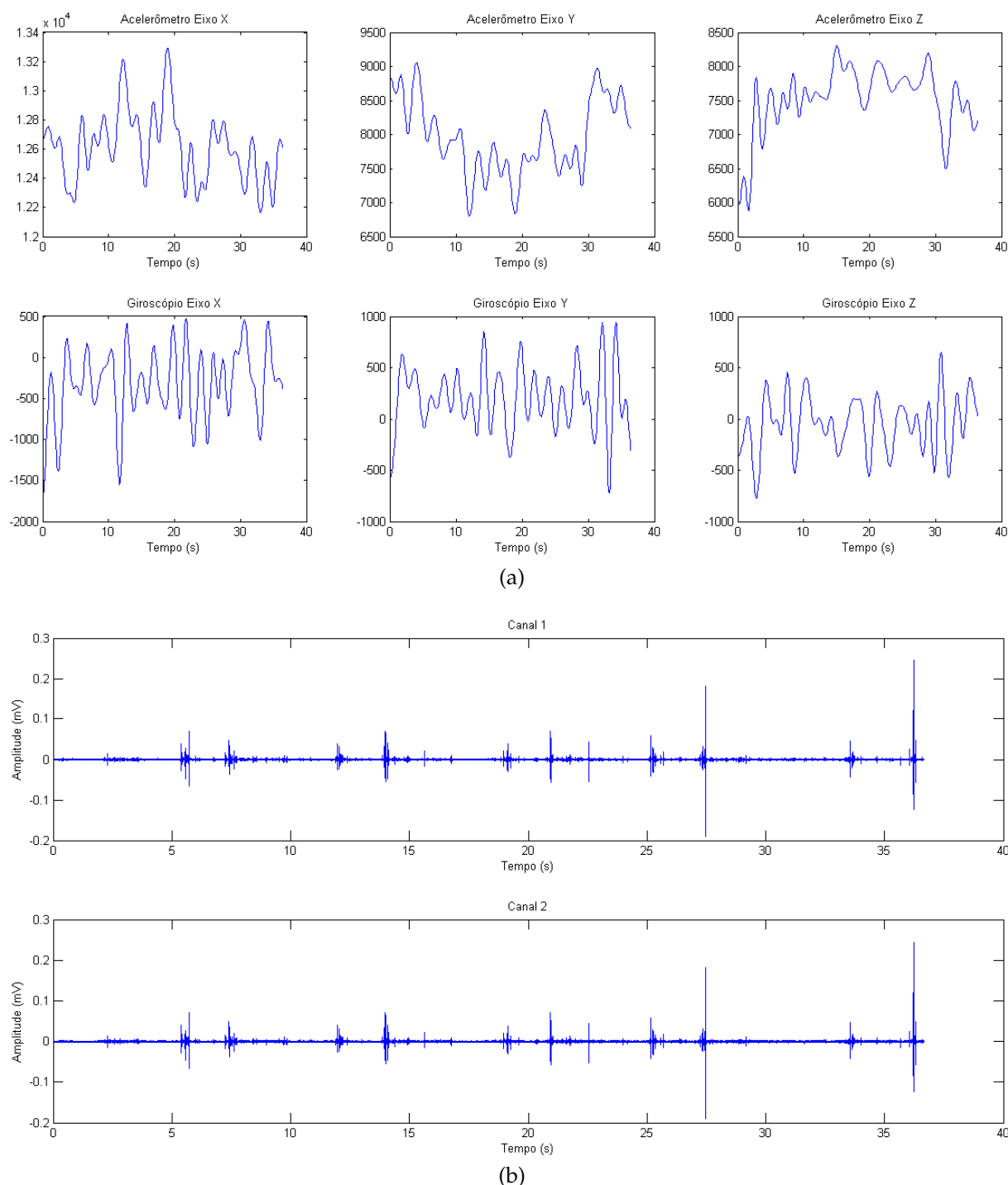


Figura 13 – Sinais após o tratamento. Sinal do acelerômetro e giroscópio 13a e sinal do áudio 13b.

a classificação dos alimentos em líquidos ou sólidos. Após a entrada de 134 amostras, a rede obteve uma matriz de confusão de 100% de acerto, como ilustra a Figura 14.

Das 108 amostras utilizadas para o treinamento, 83 foram classificadas como alimento 1 e 25 como alimento 2. Considerando que no vetor de entrada existem 30 amostras de líquido e 104 de sólido, o alimento 1 representa o sólido e o alimento 2 representa o líquido. O número de 104 amostras utilizadas para treinamento é explicado

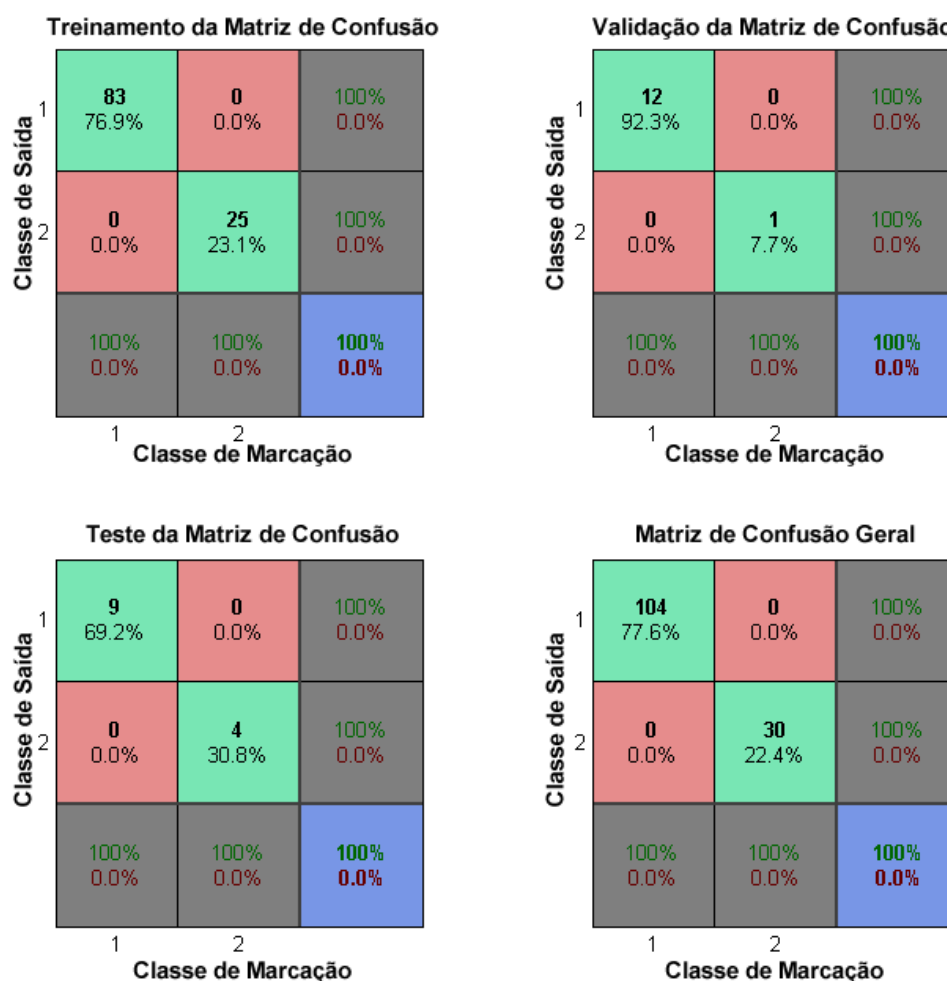


Figura 14 – Matriz de confusão após o treinamento da rede.

devido a rede usar 80% e os outros 20% são utilizados para validação e teste. A rede obteve uma porcentagem de acerto de 100% no treinamento, validação e teste que é realizado pelo toolbox do MatLab.

Após o treinamento, foi utilizado o conjunto de validação gerado a partir da coleta dos dados dos 13 participantes. O vetor contendo as 39 amostras foi inserido na rede para classificação. Vale ressaltar que esses dados são totalmente diferentes dos utilizados durante o treinamento.

Das 39 amostras utilizadas, 26 eram de alimentos sólidos e 13 de alimentos líquidos. Após a classificação, a rede acertou 25 amostras de alimentos sólidos, errando apenas 1, o que representa 64,1% de acerto das 39 amostras. Já com relação às amostras de líquido, das 13, a rede acertou todas, ou seja, 33,3% do número total, obtendo assim uma porcentagem de acerto final de 97,4%. Vale salientar que esse conjunto de amostras é composto por dados de 11 indivíduos que não tiveram seus dados incluídos no conjunto de treinamento. A Figura 15 apresenta a matriz de confusão desse teste.

Após os experimentos com dois tipos de alimentos, foi testada a possibilidade de classificação em outros tipos, como, por exemplo, a inclusão do tipo pastoso. Para

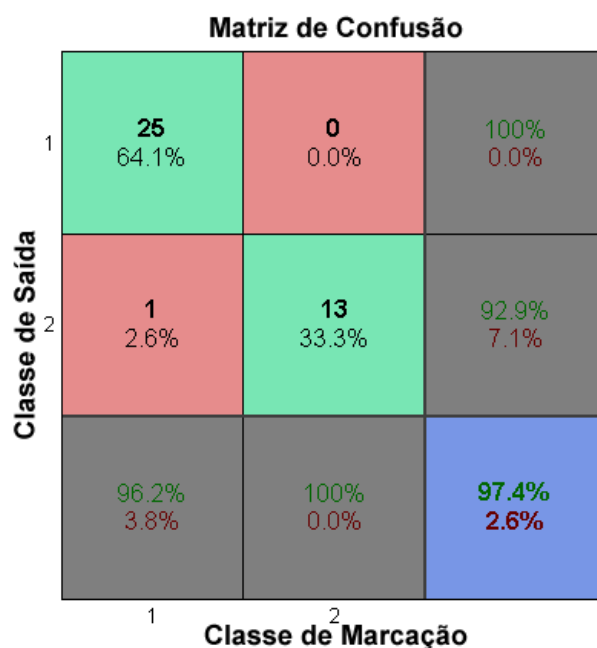


Figura 15 – Matriz de confusão do conjunto de amostras de validação.

que isso fosse possível, foi necessário treinar a rede novamente, agora com um vetor de marcação diferente. O novo vetor utilizado é semelhante ao anterior, porém com o acréscimo de mais um valor, como já foi explicado no item 4.4. Com a mudança no número de classes, a última camada de neurônios passou a ser composta por 3 unidades, como ilustra a Figura 16.

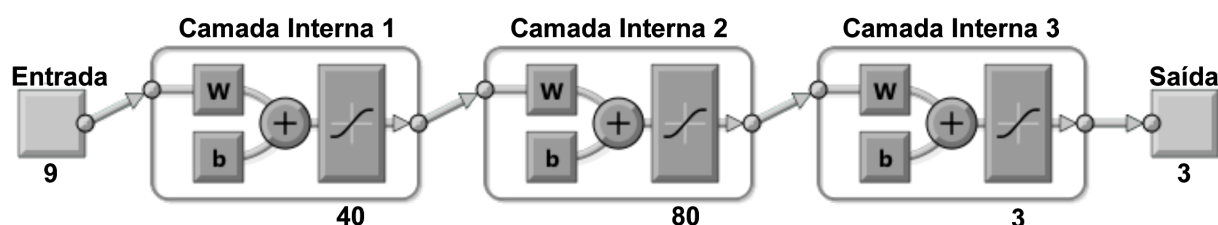


Figura 16 – Arquitetura da rede para a classificação dos alimentos em 3 tipos.

Depois da mudança, a rede foi treinada utilizando as mesmas amostras, porém considerando a banana amassada como um alimento pastoso. Dessa forma, as 134 amostras estão agora divididas em: 30 amostras de líquido, 30 amostras pastosas e 74 amostras sólidas. Com o novo treinamento, obteve-se uma matriz de confusão com 91,8% de acerto. A Figura 17 mostra a matriz de confusão citada.

Como no teste anterior, foi utilizado o conjunto de 39 amostras para a validação da rede. Das 39 amostras utilizadas, 13 eram de alimentos sólidos, 13 de alimentos líquidos e 13 de alimentos pastosos. Após a classificação, a rede acertou 11 amostras de alimentos sólidos, errando 2, o que representa 28,2% de acerto das 39 amostras. Com relação às amostras de pastoso, a rede acertou apenas 1, errando os outros 12. Já com

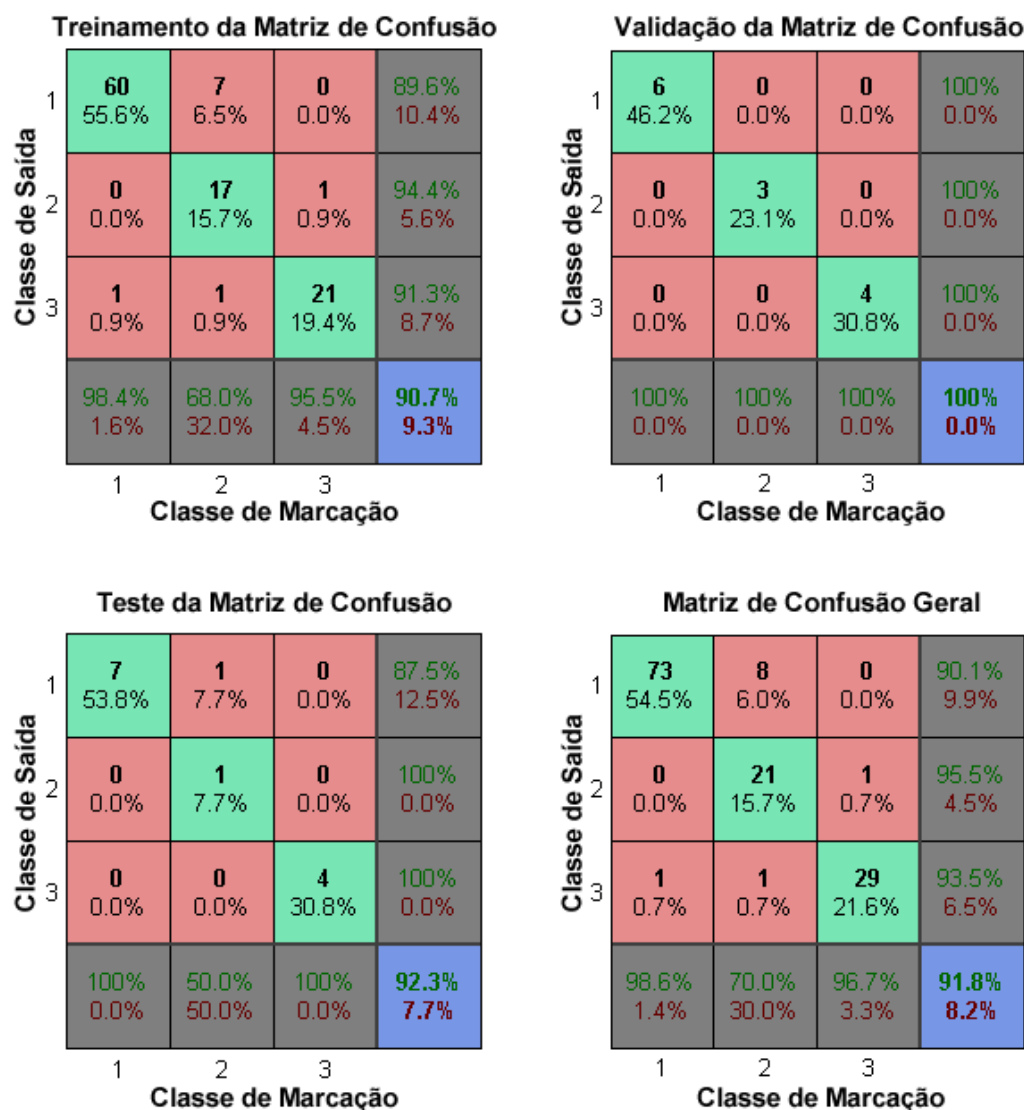


Figura 17 – Matriz de confusão gerada a partir do treinamento da rede para a classificação de 3 alimentos.

relação às amostras de líquido, das 13, a rede acertou 12, ou seja, 30,8% do número total, obtendo assim uma porcentagem de acerto final de 61,5%. As mesmas considerações feitas para o teste anterior se aplicam a esse. Também deve-se considerar a diferença entre os padrões de deglutição entre indivíduos. A Figura 18 ilustra a matriz de confusão desse teste.

Para a classificação do alimento em líquido e sólido a rede neural atendeu às expectativas, demonstrando alto percentual de acerto. Já para a classificação, incluindo alimentos pastosos, apesar do acerto de mais da metade das amostras, o percentual é considerado baixo. Este resultado ocorreu devido à semelhança entre os processos de ingestão de sólidos e pastosos, pois também ainda há a fase de mastigação na ingestão desse último. Outro fator que pode ter ocasionado este grau de acerto foi o número de amostras utilizadas durante o treinamento, necessitando de um banco maior que incluía

Matriz de Confusão

Classe de Saída	1	2	3	
	1	2	3	Classe de Marcação
	1	2	3	
	1	2	3	
1	11 28.2%	12 30.8%	1 2.6%	45.8% 54.2%
2	2 5.1%	1 2.6%	0 0.0%	33.3% 66.7%
3	0 0.0%	0 0.0%	12 30.8%	100% 0.0%
	84.6% 15.4%	7.7% 92.3%	92.3% 7.7%	61.5% 38.5%

Figura 18 – Matriz de confusão do conjunto de amostras de validação para 3 tipos de alimentos.

dados oriundos de outros participantes.

Por fim, o diário alimentar dos pacientes pode ser acompanhado pelo profissional de saúde, como pode ser visualizado na Figura 19. A página apresenta os dados de três pacientes. Para cada paciente é informado o tipo de alimento ingerido, a duração de cada refeição em segundos, a data e horário em que a refeição aconteceu e, por último, o total de refeições realizadas em um dia. Os nomes dos pacientes são apenas simbólicos, para que a sua identidade não seja revelada.

Paciente 1				
ID DA AMOSTRA	TIPO DA ALIMENTAÇÃO	DURAÇÃO	DATA E HORA	NÚMERO DE REFEIÇÕES
168	Líquido	10s	07h00m - 01/12/2014	3 Refeições
169	Sólido	72s	07h10m - 01/12/2014	
170	Sólido	36s	07h37m - 01/12/2014	
Paciente 2				
ID DA AMOSTRA	TIPO DA ALIMENTAÇÃO	DURAÇÃO	DATA E HORA	NÚMERO DE REFEIÇÕES
150	Sólido	64s	09h47m - 09/12/2014	3 Refeições
151	Líquido	14s	09h48m - 09/12/2014	
152	Sólido	58s	09h49m - 09/12/2014	
Paciente 3				
ID DA AMOSTRA	TIPO DA ALIMENTAÇÃO	DURAÇÃO	DATA E HORA	NÚMERO DE REFEIÇÕES
162	Sólido	54s	14h53m - 17/12/2014	3 Refeições
163	Líquido	11s	14h55m - 17/12/2014	
164	Sólido	28s	14h55m - 17/12/2014	

Figura 19 – Tela de visualização dos dados do diário alimentar dos pacientes.

5 CONCLUSÕES

A utilização de RNA voltada à área de medicina pode ser muito útil, se considerada uma ferramenta auxiliar para os especialistas dessa área. Este estudo teve como objetivo o desenvolvimento de um equipamento não-invasivo, capaz de classificar os alimentos de acordo com o seu tipo e gerar um diário alimentar do paciente. Testes foram realizados, inicialmente utilizando o *Shimmer* e, em seguida, o MIA Device foi elaborado, dando início ao sistema como um todo. O sistema batizado como SMIA é dividido em 3 partes: o MIA Device, que é responsável pela aquisição dos dados, o MIA Mobile, responsável pelo armazenamento dos dados e envio para o servidor e o MIA Web, que é o sistema de acompanhamento dos pacientes que inclui o módulo inteligente utilizado para classificar os alimentos.

O bolo alimentar foi analisado nos sinais de áudio, acelerômetro e giroscópio, gerados a partir da deglutição, mais especificamente em sólido e líquido em uma primeira etapa, e sólido, líquido e pastoso utilizando a RNA. Ambos os dados de movimento e sonoro são importantes, pois apresentam características diferentes que, juntas, possibilitam a melhora na classificação do alimento.

A RNA atendeu às expectativas de classificação dos descritores em sólidos e líquidos, objetivo inicial do trabalho. Também testes foram realizados com o intuito de incluir a classe de alimento pastoso, mas os resultados foram bem inferiores à classificação proposta nos objetivos desta dissertação. Desta forma, o objetivo do trabalho foi contemplado no que diz respeito a auxiliar o médico no monitoramento de dietas dos seus pacientes, com o objetivo de fazer o acompanhamento dos tipos de alimentos ingeridos, classificando-os em líquidos ou sólidos, observando, igualmente, a frequência de ingestão e os horários.

A adequada definição dos descritores foi muito importante para o desenvolvimento deste trabalho. Foram realizados processamento, testes e validação da RNA. Com isso, foi possível classificar os alimentos em sólido ou líquido, com a matriz de confusão apresentando acerto de 100% para o treinamento e 97,4% de acerto para as amostras de validação. Para a classificação em três tipos de alimentos, teste que não representa o objetivo inicial desta pesquisa, a matriz de confusão gerada apresentou apenas 61,5% de acerto. Este resultado pode ser justificado devido ao número de amostras para treinamento ser baixo e pelo pequeno número de pessoas envolvidas.

Com base nos dados apresentados pelo MIA Web, houve variação no tempo de duração da ingestão de alimentos dos sujeitos. Isso pode ser justificado pelo fato de cada pessoa apresentar padrões diferentes de mastigação e deglutição, pois algumas pessoas demoram mais tempo para mastigar e outras são mais rápidas, por exemplo. Outro fator

que pode ter influenciado nesse tempo foi a ordem em que os alimentos foram ingeridos, pois o líquido melhora a umidade da boca e carrega os restos dos alimentos que ficaram pelo caminho. Realizando a comparação entre os alimentos sólidos, o biscoito precisa de maior tempo para mastigação e é mais difícil de ser deglutido que a banana amassada.

Os sinais oriundos do movimento e do som concretizam-se como um importante artefato para realizar a análise da função da deglutição que pode colaborar no processo de levantamento de hipóteses relacionadas à disfagia. Desta forma, salienta-se a importância de uma abordagem integrada dos mecanismos de captura de dados não-invasivos e simplista, da perspectiva clínica (pode ser feita por uma clínica fonoaudiológica), juntamente com o uso de elementos classificadores como redes neurais.

Como trabalhos futuros destaca-se:

- Realização de novos testes para o treinamento da rede com maior diversidade de indivíduos;
- Inclusão de novos tipos de alimentos;
- Aplicação do SMIA em outras áreas que tenham o interesse de monitorar a ingestão de alimentos;
- Identificação de outras funções fisiológicas, como, por exemplo a mastigação, tosse e fala;
- Automatização da identificação da alimentação sem a necessidade da interferência do usuário;
- Envio de notificações dos profissionais de saúde para o dispositivo móvel com o intuito de dar informações e conselhos para o paciente;
- Utilização de outros sensores para eliminação de ruídos, como por exemplo um microfone extra para captação do som ambiente;
- Inclusão de uma bateria recarregável para o MIA Device;
- Construção do protótipo proposto;
- Comparação do MIA Device com outros dispositivos presentes no mercado;

REFERÊNCIAS

- ABT, B. *et al.* *Manual do PHP*. 2015. Disponível em: <<http://php.net/manual/en/>>. Acesso em: 01 de Janeiro de 2015.
- AHSAN, G. *et al.* Toward an mhealth intervention for smoking cessation. In: *Computer Software and Applications Conference Workshops (COMPSACW), 2013 IEEE 37th Annual*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 345–350.
- AMFT, O. *et al.* Towards wearable sensing-based assessment of fluid intake. In: *Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops), 2010 8th IEEE International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 298–303.
- ANATEL. *Relatório Anual Grupo de Dados da SPV 2012*. 2013. Disponível em: <<http://goo.gl/XqqAmE>>. Acesso em: 17 de Dezembro de 2013.
- ANATEL. *Relatório Anual 2013*. [S.l.], 2014. Disponível em: <<http://www.anatel.gov.br/Portal/verificaDocumentos/documento.asp?numeroPublicacao=312603&assuntoPublicacao=Relat%F3rio%20Anual%202013&caminhoRel=null&filtro=1&documentoPath=312603.pdf>>.
- ARDUINO. *Wire Library*. 2015. Disponível em: <<http://arduino.cc/en/reference/wire>>. Acesso em: 20 de Janeiro de 2015.
- ATMEL. *Atmel 8-bit Microcontroller with 4/8/16/32KBytes In-System Programmable Flash*. [S.l.], 2013. Disponível em: <http://www.atmel.com/images/atmel-8271-8-bit-avr-microcontroller-atmega48a-48pa-88a-88pa-168a-168pa-328-328p_datasheet.pdf>.
- CHEN, Z. *et al.* Unobtrusive sleep monitoring using smartphones. In: *Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth), 2013 7th International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 145–152.
- CLAVÉ, P. *et al.* Approaching oropharyngeal dysphagia. *Revista Espanhola de Enfermedades Digestivas*, v. 96, n. 2, p. 119–131, 2004.
- CONSULTING, V. W. *mHealth for Development: The Opportunity of Mobile Technology for Healthcare in the Developing World*. 2009. Washington, D.C. and Berkshire, UK: UN Foundation-Vodafone Foundation Partnership.
- CORPORATION, I. D. *Worldwide Smartphone Shipments Edge Past 300 Million Units in the Second Quarter; Android and iOS Devices Account for 96Global Market, According to IDC*. 2014. Disponível em: <<http://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS25037214>>. Acesso em: 02 de Janeiro de 2015.
- DAS, A.; REDDY, N. P.; NARAYANAN, J. Hybrid fuzzy logic committee neural networks for recognition of swallow acceleration signals. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, v. 64, n. 2, p. 87–99, 2001. Disponível em: <[http://dx.doi.org/10.1016/S0169-2607\(00\)00099-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0169-2607(00)00099-7)>.
- DINIZ, P.; SILVA, E. da; NETTO, S. *Processamento digital de sinais: projeto e análise de sistemas*. [S.l.]: Bookman, 2004. ISBN 9788536304182.

DUDIK, J. *et al.* A comparative analysis of swallowing accelerometry and sounds during saliva swallows. *BioMedical Engineering OnLine*, v. 14, n. 1, p. 3, 2015. ISSN 1475-925X. Disponível em: <<http://www.biomedical-engineering-online.com/content/14/1/3>>.

FMUP Faculdade de Medicina Universidade do Porto. Sinal e imagem - processamento de sinal. In: . [s.n.], 2011. Disponível em: <http://im.med.up.pt/sinal_imagem/sinal_imagem.html>.

GISLASON, B. *et al.* Introducing glucofit: An assistive technology for monitoring and managing diabetes. In: *Broadband, Wireless Computing, Communication and Applications (BWCCA), 2012 Seventh International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 414–419.

GOOGLE. *Android Studio*. 2015. Disponível em: <<http://developer.android.com/sdk/index.html>>. Acesso em: 02 de Janeiro de 2015.

HAYKIN, S. *Redes Neurais - 2ed.* [S.l.]: BOOKMAN COMPANHIA ED, 2001. ISBN 9788573077186.

JOTZ, S. D. G. P. Distúrbios da deglutição. *Revista Hospital Universitário Pedro Ernesto*, v. 11, p. 70–76, 2012.

LI, C.-Y. *et al.* Sensor-embedded teeth for oral activity recognition. In: *Proceedings of the 2013 International Symposium on Wearable Computers*. New York, NY, USA: ACM, 2013. (ISWC '13), p. 41–44. ISBN 978-1-4503-2127-3. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2493988.2494352>>.

LIU, J. *et al.* An intelligent food-intake monitoring system using wearable sensors. In: *Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN), 2012 Ninth International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 154–160.

LOPEZ-MEYER, P. *et al.* Detection of periods of food intake using support vector machines. In: *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1004–1007. ISSN 1557-170X.

LTD, R. T. *Shimmer User Manual: Revision 2R.d.* [S.l.], 2011.

MALAGELADA, J. R. *et al.* *Disfagia*. [S.l.], 2004.

MALLAT, S. *Wavelet tour of signal processing*. Academic press. San Diego: [s.n.], 1999. 163-219 p.

MATHWORKS, I. *MATLAB: The Language of Technical Computing*. 2015. Disponível em: <<http://www.mathworks.com/products/matlab/>>. Acesso em: 02 de Janeiro de 2015.

MELLO, C. A. *Processamento Digital de Sinais*. 2013. Centro de Informática – UFPE.

MENDI, E. *et al.* Food intake monitoring system for mobile devices. In: *Advances in Sensors and Interfaces (IWASI), 2013 5th IEEE International Workshop on*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 31–33.

MYSQL. *MySQL 5.6 Reference Manual*. 2014. Disponível em: <<http://dev.mysql.com/doc/refman/5.6/en/index.html>>. Acesso em: 30 de Dezembro de 2014.

OLIVEIRA, M. M. G. *et al.* Terapia nutricional em disfagia: A importância do acompanhamento nutricional. *Revista de Atenção à Saúde*, v. 6, n. 16, p. 71–76, jun 2008.

O'NEIL, K. H. *et al.* The Dysphagia Outcome and Severity Scale. *Dysphagia*, v. 14, n. 3, p. 139–145, maio 1999. ISSN 0179-051X. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/PL00009595>>.

ONU Organização das Nações Unidas. *ONU: dos 7 bilhões de habitantes do mundo, 6 bi têm celulares, mas 2,5 bi não têm banheiros*. 2013. Disponível em: <<http://www.onu.org.br/onu-dos-7-bilhoes-de-habitantes-do-mundo-6-bi-tem-celulares-mas-25-bi-nao-tem-banheiros/>>. Acesso em: 17 de Dezembro de 2013.

PASSLER, S.; FISCHER, W. Acoustical method for objective food intake monitoring using a wearable sensor system. In: *Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth)*, 2011 5th International Conference on. [S.l.: s.n.], 2011. p. 266–269.

Portal Brasil. *Disque Saúde*. 2009. Disponível em: <<http://www.brasil.gov.br/saude/2009/11/disque-saude>>. Acesso em: 30 de Outubro de 2013.

Rainer Jr, R. *Introdução a Sistemas de Informação*, 3ª Edição. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2012. ISBN 9788535249132.

RAITTZ, R. T. *Free Associative Neurons - FAN uma Abordagem para Reconhecimento de Padrões*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Santa Catarina, Dezembro 1997.

REZENDE, S. *Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações*. [S.l.]: Manole, 2003. ISBN 9788520416839.

ROCHA, A. da *et al.* Processamento de sinais biológicos. In: _____. Lourdes mattos brasil. [S.l.]: Informática em Saúde, 2008. cap. 3, p. 381–416.

SABBATINI, R. M. E. O computador no processamento de sinais biológicos. In: . *Revista Informádica*, 1995. v. 2, n. 12, p. 5–9. Disponível em: <<http://www.informaticamedica.org.br/informed/sinais.htm>>.

SILVA, L. A. da. *Android: Programando passo a passo*. [S.l.: s.n.], 2010.

SILVA, L. M. da. Disfagia orofaríngea pós-acidente vascular encefálico no idoso. *Revista Brasileira de Geriatria e Gerontologia*, v. 9, n. 2, p. 93–106, aug 2006.

SURYANARAYANAN, S.; REDDY, N. P.; CANILANQ, E. P. A fuzzy logic diagnosis system for classification of pharyngeal dysphagia. *International Journal of Bio-Medical Computing*, v. 38, n. 3, p. 207–215, mar 1995.

TOM, M. Computational intelligence using fuzzy multicriteria decision making for diligens: Dietary intelligence system. In: *Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, 2012 IEEE International Conference on. [S.l.: s.n.], 2012. p. 1–7. ISSN 1098-7584.

TORISU, T. *et al.* Modulation of neck muscle activity induced by intra-oral stimulation in humans. *Clinical Neurophysiology*, v. 125, n. 5, p. 1006–1011, may 2014.

WHO World Health Organization. *mHealth: New horizons for health through mobile technologies: second global survey on eHealth*. 2011. Disponível em: <http://www.who.int/goe/publications/goe_mhealth_web.pdf>. Acesso em: 20 de Setembro de 2013.

APÊNDICE A – PRODUÇÃO CIENTÍFICA

Durante o decorrer do curso de mestrado, algumas pesquisas foram submetidas para congressos na área de Ciência da Computação. Conforme estabelece o regimento do Programa de Pós-graduação os resultados desta pesquisa também foram submetidos para revista *Information and Software Technology*. Os resultados obtidos foram:

- **Título:** GameES: Um Jogo para a Aprendizagem de Engenharia de Software;
Autores: Rodrigo Medeiros, Irlan A. T. Moreira, Natan M. Barros e Cicilia R. M. Leite, Rommel W. De Lima e Lizianne P. S. Marques;
Veículo: XXIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação;
Resultado: Aprovado.
- **Título:** *Electrocardiogram Game (ECG²)*;
Autores: Natan M. Barros, Irlan A. T. Moreira, Rodrigo A. Medeiros, Rommel W. de Lima, Cícilia R. M. Leite e Ana M. G. Guerreiro;
Veículo: *IEEE 3rd International Conference on Serious Games and Applications for Health*;
Resultado: Aceito.
- **Título:** Um sistema inteligente para auxiliar o tratamento da diabetes e melhoramento da qualidade de vida;
Autores: Rodrigo Medeiros, Irlan A. T. Moreira, Natan M. Barros, Ana M. G. Guerreiro e Cicilia R. M. Leite;
Veículo: *7th Euro American Association on Telematics and Information Systems*;
Resultado: Aceito.
- **Título:** Arquitetura de um Dispositivo Não-invasivo para Monitoramento de Ingestão de Alimentos;
Autores: Irlan A. T. Moreira, Rodrigo A. Medeiros, Ana M. G. Guerreiro e Cícilia R. M. Leite;
Veículo: *7th Euro American Association on Telematics and Information Systems*;
Resultado: Aceito.
- **Título:** *Development of an Intelligent Diagnostic System of Laryngeal Mechanism Disorder with Vo cal Dynamics Analysis*;

Autores: Irlan A. T. Moreira, Cicilia R. M. Leite, Suélia S. R. F. Rosa, Mariza S. Moura, Ana M. G. Guerreiro;

Veículo: *Information and Software Technology*;

Resultado: Submetido.

O comprovante de submissão em periódico (*Information and Software Technolgy*) com Qualis A2, de acordo com estatuto do programa está disponível no Anexo.

Anexos

ANEXO A – PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

**HOSPITAL UNIVERSITÁRIO
ONOFRE LOPES-HUOL/UFRN****PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP****Elaborado pela Instituição Coparticipante****DADOS DO PROJETO DE PESQUISA****Título da Pesquisa:** Equipamento Não-invasivo Portátil Aplicado ao Monitoramento Contínuo da Mastigação para Controle da Obesidade**Pesquisador:** CÍCILIA RAQUEL MAIA LEITE**Área Temática:** Equipamentos e dispositivos terapêuticos, novos ou não registrados no País;**Versão:** 1**CAAE:** 34575314.9.3001.5292**Instituição Proponente:** Universidade do Estado do Rio Grande do Norte - UERN**Patrocinador Principal:** Financiamento Próprio**DADOS DO PARECER****Número do Parecer:** 892.777**Data da Relatoria:** 26/09/2014**Apresentação do Projeto:**

O projeto apresentado trata-se de uma pesquisa de mestrado que possui como proposta principal desenvolver um equipamento não-invasivo para o monitoramento de dietas. Caracteriza-se como uma pesquisa quantitativa experimental, onde o monitoramento será realizado a partir da detecção do movimento produzido pela mandíbula, durante o processo de mastigação, utilizando um acelerômetro, e pelo som emitido durante o processo de deglutição por meio de um microfone. Segundo o autor, a amostra é de 10 participantes. Os critérios de inclusão e exclusão estão estabelecidos. No que diz respeito aos aspectos éticos da pesquisa, a obtenção do TCLE está de acordo com a resolução n 466/2012, há ponderação de riscos e benefícios. O autor prevê a garantia de ressarcimento e indenização. O cronograma apresentado estabelece o período de coleta de dados em novembro de 2014. O orçamento totalizou no valor de 4750,00 e será fomentado pelo autor do projeto.

Objetivo da Pesquisa:

Segundo o autor, o objetivo da pesquisa é desenvolver um equipamento não-invasivo para o monitoramento de dietas.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Os riscos da pesquisa são mínimos: ao colocar o dispositivo não-invasivo poderá causar incômodo.

Endereço: Avenida Nilo Peçanha, 620 - 3º subsolo**Bairro:** Petrópolis**CEP:** 59.012-300**UF:** RN**Município:** NATAL**Telefone:** (84)3342-5003**Fax:** (84)3202-3941**E-mail:** cep_huol@yahoo.com.br

**HOSPITAL UNIVERSITÁRIO
ONOFRE LOPES-HUOL/UFRN**

Continuação do Parecer: 892.777

Esse risco será minimizado com o ajuste correto para cada pessoa. Os benefícios apresentados pela pesquisa são que as técnicas desenvolvidas, juntamente com o software e o hardware servirão como base para estudos futuros e aprimoramento do equipamento. Estão citados no TCLE.

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

A pesquisa é relevante

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Atendidos

Recomendações:

Não há

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

adequado

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

Considerações Finais a critério do CEP:

NATAL, 01 de Dezembro de 2014

Assinado por:
Joao Carlos Alchieri
(Coordenador)

Endereço: Avenida Nilo Peçanha, 620 - 3º subsolo**Bairro:** Petrópolis**CEP:** 59.012-300**UF:** RN**Município:** NATAL**Telefone:** (84)3342-5003**Fax:** (84)3202-3941**E-mail:** cep_huol@yahoo.com.br

ANEXO B – COMPROVANTE DE SUBMISSÃO DE ARTIGO PARA PERÍODICO

15/01/2015

Gmail - ELSEVIER IST: Submission Confirmation -



Irlan Arley <irlan.arley@gmail.com>

ELSEVIER IST: Submission Confirmation -

1 mensagem

IST Editorial Team <ist@elsevier.com>

15 de janeiro de 2015 17:04

Para: irlan.arley@gmail.com

Research paper

Dear Irlan,

Thank you for submitting your paper entitled "Development of an Intelligent Diagnostic System of Laryngeal Mechanism Disorder with Vocal Dynamics Analysis" for consideration for publication in Information and Software Technology.

In line with normal Journal practice, your paper will be sent to independent referees for review and as soon as we receive their comments we shall contact you further.

You can log in to EES as an Author for details of your paper's progress.

EES is at <http://ees.elsevier.com/infsof/>

Yours sincerely

The Editors at Information and Software Technology

For further assistance, please visit our customer support site at <http://help.elsevier.com/app/answers/list/p/7923>. Here you can search for solutions on a range of topics, find answers to frequently asked questions and learn more about EES via interactive tutorials. You will also find our 24/7 support contact details should you need any further assistance from one of our customer support representatives.