

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE ELETROTÉCNICA
CURSO DE ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

ANDRIO RODRIGO PALTANIN SILVA
JAQUELINE PISETTA DE ALMEIDA

**DESENVOLVIMENTO DE PROTÓTIPO PARA IDENTIFICAÇÃO DE
GOLPES DE MEMBROS INFERIORES DO MUAY THAI**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CURITIBA

2017

ANDRIO RODRIGO PALTANIN SILVA
JAQUELINE PISETTA DE ALMEIDA

**DESENVOLVIMENTO DE PROTÓTIPO PARA IDENTIFICAÇÃO DE
GOLPES DE MEMBROS INFERIORES DO MUAY THAI**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento Acadêmico de Eletrotécnica Curso de Engenharia de Controle e Automação - DAELT, da Universidade Tecnológica Federal do Paraná como requisito parcial para obtenção do título de “Bacharel em Engenharia de Controle e Automação” - Área de Concentração: Controle.

Orientador: Prof. Dr. Elder Oroski

CURITIBA
2017

Jaqueline Pisetta de Almeida
Andrio Rodrigo Paltanin Sillva

Desenvolvimento de Protótipo para Identificação de Golpes de Membros Inferiores do Muay Thai

Este Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação foi julgado e aprovado como requisito parcial para a obtenção do Título de Engenheiro de Controle e Automação, do curso de Engenharia de Controle e Automação do Departamento Acadêmico de Eletrotécnica (DAELT) da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Curitiba, 24 de novembro de 2017.

Prof. Paulo Sérgio Walenia, Esp.
Coordenador de Curso
Engenharia de Controle e Automação

Prof. Amauri Amorin Assef, Dr.
Responsável pelos Trabalhos de Conclusão de Curso
de Engenharia de Controle e Automação do DAELT

ORIENTAÇÃO

Elder Oroski, Dr.
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Orientador

BANCA EXAMINADORA

Cintia de Lourdes Nahhas Rodacki, Dra.
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Rafael Fontes Souto, Dr.
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Elder Oroski, Dr.
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

folha de aprovação assinada encontra-se na Coordenação do Curso de Engenharia de Controle e Automação.

Dedicamos este trabalho aos nossos pais Gilson de Almeida e Margarete Pisseta de Almeida, Joel da Silva e Deise Antonia Paltanin e aos nossos irmãos Daniel Pisseta de Almeida e Adney Henrique Paltanin Silva.

RESUMO

PALTANIN, Andrio; ALMEIDA, Jaqueline P. Trabalho de Conclusão de Curso Desenvolvimento de Protótipo para Identificação de Golpes de Membros Inferiores do Muay Thai. 62f. – Departamento Acadêmico de Eletrotécnica Curso de Engenharia de Controle e Automação, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2017.

Esse trabalho apresenta um estudo sobre o desenvolvimento de um protótipo para identificação de chutes do Muay Thai, como uma maneira de auxiliar no treinamento para progressão do atleta. Foi escolhido o sensor de movimentos do Meta Motion R da empresa MBIENLAB que já contém Acelerômetro, Giroscópio e Magnetômetro. O sensor se enquadra na categoria MEMs que são tecnologias de Sistemas Microeletromecânicos. Ela integra elementos elétricos, mecânicos, sensores e eletrônicos em um único dispositivo. Esse dispositivo tem como característica ser muito pequeno e tem a possibilidade de ser programado para a finalidade desejada, o que permite a vantagem de uma amostra quantitativa do desempenho na realização de movimentos no próprio âmbito da atividade esportiva, o que aproxima os dados coletados para uma situação mais real da prática do esporte. Após a realização de um estudo sobre a modalidade do Muay Thai, foram escolhidos três tipos diferentes de chutes para o experimento: *low kick*, *back kick* e chute frontal; por serem chutes triviais com diferenças entre si, como o plano de execução e aceleração. Tendo estabelecido o tipo de movimento, foram coletadas diferentes amostras, com o sensor acoplado na perna de chute do atleta. Utilizando um filtro de Kalman já embutido no sensor, os dados aferidos foram enviados via *wireless* para um sistema que, por meio de Redes Neurais Artificiais (RNA). Foi feito o tratamento das medidas recebidas e a identificação dos movimentos do lutador. Os resultados para o *low kick* e o *back kick* mostraram-se satisfatórios, entretanto, para o chute frontal, houve uma queda considerável no sucesso da identificação. Essa discrepância de resultados pode ser relacionada à técnica do movimento, em que o *low kick* e *back kick* são chutes giratórios e o frontal é um chute em linha reta, o que pode acarretar uma grande diferença nos dados principalmente do giroscópio que afere velocidades angulares, prejudicado, assim, a RNA e o experimento.

Palavras-chave: Acelerômetro. Giroscópio. Rede Neural. Biomecânica.

ABSTRACT

PALTANIN, Andrio; ALMEIDA, Jaqueline P. Trabalho de Conclusão de Curso Development of Prototype for Identification of Muay Thai Lower Limbs Movements. 62f. – Departamento Acadêmico de Eletrotécnica Curso de Engenharia de Controle e Automação, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2017

This work presents a study on the development of a prototype for identifying Muay Thai kicks as a way to aid in training for athlete progression. The motion sensor of Meta Motion R of the company MBIENTLAB was chosen, which already contains Accelerometer, Gyroscope and Magnetometer. The sensor fits into the MEMs category which are Microelectromechanical Systems technologies, it integrates electrical, mechanical, sensor and electronic elements into a single device. This device has the characteristic of being very small and has the possibility of being programmed for the desired purpose, which allows the advantage of a quantitative sample of the performance in the accomplishment of movements within the scope of the sport activity, which brings the collected data to a more realistic exercise of the sport. After conducting a study on the Muay Thai modality, three different types of kicks were chosen for the experiment: low kick, back kick and frontal kick; for being common kicks with differences between them, as the execution plan and acceleration. Having established the type of movement, different samples were collected, with the sensor coupled to the athlete's kicking leg. Using a Kalman filter already embedded in the sensor, the measured data was sent wirelessly to a system that, through Artificial Neural Networks, was treat the measures received and identify the movements of the fighter. The results for low kick and back kick were satisfactory, however, for the frontal kick there was a considerable decrease in the success of the identification. This discrepancy of results can be related to the technique of movement, where the low kick and back kick are rotating kicks and the frontal is a straight kick which can cause a great difference in the data mainly of the gyroscope that affects angular velocities and thus impaired the RNA and the experiment.

Keywords: Accelerometer. Gyroscope. Neural Network. Biomechanics.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1	– Local de Implementação do Sensor	12
FIGURA 2	– Postura de luta ortodoxa de um destro	16
FIGURA 3	– <i>Low Kick</i>	17
FIGURA 4	– Chute Frontal	17
FIGURA 5	– <i>Back Kick</i>	18
FIGURA 6	– Sensor da MBIENTLAB	20
FIGURA 7	– Esquema de um Acelerômetro Capacitivo	22
FIGURA 8	– Esquema de um Acelerômetro Pzioelétricos	23
FIGURA 9	– Representação dos Ângulos <i>Roll, Pitch e Yaw</i>	24
FIGURA 10	– Sistema Representativo do Sistema Nervoso Humano	27
FIGURA 11	– Níveis das Organizações Anatômicas Localizadas no Cérebro	28
FIGURA 12	– Representação de neurônios biológicos	29
FIGURA 13	– Modelo matemático de um neurônio	30
FIGURA 14	– Rede perceptron	31
FIGURA 15	– Rede alimentada adiante ou acíclica	32
FIGURA 16	– Rede alimentada adiante ou acíclica conectada a uma camada oculta e uma de saída	33
FIGURA 17	– Rede recorrente sem camada oculta e com camada oculta	34
FIGURA 18	– Demonstração dos chutes de aquisição	37
FIGURA 19	– Representação gráfica das variáveis de entrada	38
FIGURA 20	– Representação gráfica da eficiência da rede	41
FIGURA 21	– Tela Inicial do Aplicativo	43
FIGURA 22	– Tela Inicial e de Conexão do Aplicativo MetaBase	44
FIGURA 23	– Sensor com o Led Verde Aceso	45
FIGURA 24	– Sensor com o Led Azul Aceso	45
FIGURA 25	– Posição do Sensor	46
FIGURA 26	– Coleta dos 3 Tipos de Chutes	47
FIGURA 27	– Treinamento do <i>Low Kick</i>	49
FIGURA 28	– Treinamento do <i>Back Kick</i>	49
FIGURA 29	– Treinamento do Chute Frontal	50
FIGURA 30	– Saída da RNA do teste para <i>Low Kick</i>	51
FIGURA 31	– Saída da RNA do Teste para <i>Back Kick</i>	51
FIGURA 32	– Saída da RNA do teste para Chute Frontal	52
FIGURA 33	– Saída da RNA	52
FIGURA 34	– Arquivo Gerado pelo Aplicativo	57

LISTA DE TABELAS

TABELA 1	- Tabela de Chutes	15
TABELA 2	- Aplicações dos Sensores MEMs	21
TABELA 3	- Tabela dos Valores Representativos de um Chute	39
TABELA 4	- Coluna do <i>Pitch</i> com Atrasos	41

LISTA DE SIGLAS

MB	Megabyte
MEMs	Micro Electro Mechanical Systems
MATLAB	MATrix LABoratory
RNA	Rede Neural Artificial
MSE	<i>Mean Squared Error</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO	12
1.2	OBJETIVOS	13
1.2.1	Objetivo Geral	13
1.2.2	Objetivos Específicos	14
1.3	JUSTIFICATIVA	14
1.4	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	14
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO	15
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
2.1	SOBRE OS MOVIMENTOS	16
2.1.1	<i>Low Kick</i> (Circular baixo)	17
2.1.2	Chute Frontal	18
2.1.3	<i>Back Kick</i>	19
3	SENSORES	20
3.1	MEMS	21
3.2	ACELERÔMETRO	22
3.2.1	Acelerômetros capacitivos	23
3.2.2	Acelerômetros Piezoelétricos	23
3.2.3	Acelerômetros Piezoresistivos	24
3.3	GIROSCÓPIO	24
3.3.1	Giroscópios tipo roda oscilante (<i>spinning or vibrating wheel</i>) e pêndulos de Foucault	25
3.3.2	Giroscópios tipo diapasão (<i>tunin fork</i>)	26
3.3.3	Giroscópios tipo hemisféricos ressonantes	26
3.4	MAGNETÔMETRO	26
4	REDES NEURAIS	27
4.1	REDES NEURAIS NATURAIS	27
4.1.1	Neurônios	30
4.2	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	31
4.2.1	<i>Perceptron</i>	31
4.3	ARQUITETURA DA REDE	32
4.3.1	Redes Alimentadas Adiante com Camada Única	33
4.3.2	Redes Alimentadas Diretamente com Múltiplas Camadas	33
4.3.3	Redes Recorrentes	34
4.4	APRENDIZADO DA REDE	36
5	TESTE DE CONCEITO	37
5.1	IMPLEMENTAÇÃO	37
5.2	RESULTADOS	42
6	EXPERIMENTO	44
6.1	APLICATIVO PARA COLETA DE DADOS	44
6.2	COLETA DE DADOS PARA TREINAMENTO E TESTE DA RNA	47
6.2.1	Posicionamento do Sensor no Atleta	47

6.2.2 Execução dos Golpes	48
6.3 DESENVOLVIMENTO DA RNA	49
6.3.1 Treinamento da RNA	49
6.3.2 Validação da RNA	51
7 CONCLUSÃO	55
REFERÊNCIAS	56
Anexo A – EXEMPLO DE ARQUIVO GERADO PELO APLICATIVO	58
Anexo B – CÓDIGO PARA IDENTIFICAÇÃO DOS CHUTES POR MATLAB	59

1 INTRODUÇÃO

Os atletas buscam, constantemente, o aperfeiçoamento das técnicas utilizadas nos esportes. Esta busca pode tornar-se uma tarefa árdua em função das constantes exigências e evoluções dos esportes. Todavia, os avanços tecnológicos podem contribuir para a melhora no desempenho esportivo. Atualmente existem vários instrumentos que auxiliam no monitoramento dos atletas, fornecendo informações importantes que auxiliam na correta elaboração, prescrição e avaliação dos programas de treinamentos físicos e técnicos das modalidades esportivas.(OKAZAKI J.B. DASCAL, 2011).

O uso de tecnologias portáteis é uma forma de coleta de dados mais precisa e condizente à realidade da prática do esporte, que tem como objetivo otimizar a análise dos movimentos realizados por atletas de diversas áreas, sendo uma delas a prática de artes marciais (OKAZAKI J.B. DASCAL, 2011).

“As artes marciais baseiam-se no entendimento, no trabalho árduo e na total compreensão das técnicas” (AVILA, 2011). De acordo com a CBMT (Confederação Brasileira de Muay Thai), o nome desta modalidade tem seu significado traduzido como “Arte livre”. Existem diversas versões sobre como esta modalidade de luta se originou, e a mais aceita é de que o povo da China, ao migrar para a Tailândia, a desenvolveu a fim de se defender de saqueadores, sem a necessidade do uso de armas. Dentre as diversas artes marciais, o Muay Thai vem se tornando cada vez mais popular nas academias, exigindo assim técnicas mais apuradas de avaliação desta modalidade, que consiste em técnicas de golpes desferidos por punhos, cotovelos, pernas e joelhos, sendo assim considerada a “Arte das oito armas”. No âmbito esportivo, o lutador deve utilizar combinações de golpes de membros superiores e inferiores para atingir seu adversário e defender-se dos golpes desferidos contra si, até o final dos *rounds* ou até nocautear o seu adversário. Nos golpes dos membros inferiores, encontra-se grande parte dos movimentos desta modalidade, através de uma gama de técnicas de chutes e joelhadas. O foco desse estudo será realizado acerca dos chutes.

“O desenvolvimento da ciência e da tecnologia permitiu ao homem explorar a natureza e o mundo em diversas dimensões. Na dimensão do esporte, isso não é diferente. Métodos de treinamento cada vez mais especializados permitem a otimização do desempenho esportivo. Auxílio de análises estatísticas possibilita a predição de ações dos adversários no jogo para melhor programação da resposta” (OKAZAKI J.B. DASCAL, 2011).

O desenvolvimento da eletrônica e em especial dos sensores microeletrônicos e microeletromecânicos (MEM), os quais são cada vez menores, com baixo consumo de energia e com custo reduzido, possibilita a sua aplicação em esportes de contato físico como no caso das artes marciais (ROA, 2009).

Tendo em vista a vantagem de medição no próprio local de treinamento, interface direta com o avaliador, aquisição *wireless* contínua de dados e fácil implementação, o uso de sensores microeletrônicos e microeletromecânico pode proporcionar uma análise mais fiel e adaptável à execução de movimentos realizados durante a luta. A aplicação destes conceitos de medição pode auxiliar na prática de artes marciais, como o Muay Thai.

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

Medir movimentos específicos do corpo humano é algo muito complexo, pois é necessária a utilização de sensores em diversas posições do corpo. No movimento dos membros inferiores, para chutes e joelhada, por exemplo, utiliza-se boa parte do tronco, porém, para viabilidade do projeto, o conjunto de sensores será implementado apenas na caneleira do atleta, onde poderá ser feita a coleta de dados na medida em que se desfere o golpe.

Para mensurar e analisar os movimento, serão utilizados sensores para coletar dados como a aceleração linear do movimento e sua velocidade angular. A aferição dessas variáveis será possível através de sensores inerciais, como acelerômetros, giroscópios e magnetômetros.

Para proteção dos sensores, estes devem ser posicionados em local que tenha menor probabilidade de sofrer uma impacto direto, sem entretanto comprometer a coleta de dados fiéis ao movimento, como ilustrado na Figura 1.



Figura 1: Local de implementação do sensor.

Mesmo que a escolha da posição do protótipo seja feita com cautela, a fim de não comprometer os dados aferidos, ainda são possíveis problemas referentes à precisão e ruídos encontrados nos sensores. Partindo dessa premissa, será necessário um tratamento dos sinais recebidos, por exemplo, através de um filtro de Kalman, com o objetivo de obter maior precisão das medidas.

Após a implementação dos componentes e definição do tipo de filtro a ser utilizado, será necessária a classificação dos movimentos. Sendo assim, a partir das medições do protótipo, os dados aferidos serão enviados via *wireless* para um sistema que, por meio de Redes Neurais Artificiais, fará o tratamento das medidas recebidas e a identificação dos movimentos do lutador.

A partir da identificação de movimento, pode-se mensurar e quantificar outras características que podem ser analisadas na desempenho do atleta, como a diferença de impacto de um golpe conectado e um bloqueado ou uma sequência de golpes.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

Desenvolver um protótipo, utilizando um conjunto de sensores inerciais, implementado em uma caneleira de Muay Thai, para a aferição e análise de chutes, a fim de identificar os movimentos realizados em combate, para uma análise de rendimento que leve o atleta à evolução do seu treinamento.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Realizar estudo sobre movimentos de membros inferiores do Muay Thai;
- Especificar e aplicar sensores eletrônicos do protótipo;
- Desenvolver uma plataforma capaz de identificar os golpes;
- Analisar dados e interpretar a eficiência do atleta e do protótipo.

1.3 JUSTIFICATIVA

O uso da tecnologia pode auxiliar no treinamento do atleta para acelerar sua evolução. Neste estudo, a tecnologia proposta é a utilização dos sensores inerciais para auxiliar um mestre especialista na modalidade Muay Thai a analisar o movimento dos alunos e, em conjunto com seu conhecimento, orientar o treinamento dos atletas.

“Os estudos biomecânicos das artes marciais buscam sua compreensão e quantificação, para que futuramente possibilitem a melhoria das técnicas por meio de treinamento” (OLIVEIRA et al., 2006).

Outras vantagens da implementação do projeto são: (i) a coleta de dados no próprio local de treinamento, e não em um laboratório onde as situações são simuladas de uma maneira nem sempre precisa; (ii) o dispositivo não acrescenta peso considerável nem outros fatores que limitem o movimento real a ser monitorado.

1.4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Primeiramente foram feitos estudos sobre os movimentos de membros inferiores do Muay Thai, além de uma revisão bibliográfica sobre os sensores a serem utilizados e suas especificações. Em seguida, foi realizada a montagem de um protótipo com os sensores inseridos dentro de uma caneleira a fim de testes preliminares.

Na sequência, foram aferidos movimentos de golpes dos membros inferiores de professores da luta para serem utilizados como referência na plataforma de identificação. Por fim, foram analisados os dados obtidos pelos testes do protótipo com o objetivo de se determinar a eficácia desta instrumentação para a melhoria da prática do Muay Thai.

1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

A estrutura deste trabalho será composta por 5 capítulos, sendo o primeiro compreendido pela introdução. O segundo capítulo incluirá uma revisão bibliográfica e aprofundamento na questão dos movimentos do Muay Thai que utilizam os membros inferiores abordados neste trabalho. O terceiro capítulo será sobre a concepção do protótipo, seus componentes e um estudo sobre cada um dos sensores necessários para sua criação. O quarto capítulo aprofundará no tema de redes neurais, explicando sua origem, funcionamento e contextualização com relação ao trabalho. No quinto capítulo deste trabalho será retratada a aplicação de testes preliminares à concepção do protótipo final, seus resultados e expectativas para experimentos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 SOBRE OS MOVIMENTOS

Muitos novos praticantes buscam o Muay Thai por ser uma modalidade que complementa o boxe tradicional. Isso acontece pois nele são encontrados golpes realizados com os membros inferiores, como chutes e joelhadas. Usaremos alguns tipos de chutes para a aplicação desse estudo, sendo necessária a compreensão da técnica utilizada para a realização de cada um destes movimentos.

Como é descrito por (VEERE, 2012), diferentes chutes são feitos com diferentes partes da perna e do pé, como é possível verificar na Tabela 1. A parte mais importante do corpo, em artes marciais de contato, é a parte superior da canela, onde encontra-se a tíbia, que é um osso forte e espesso. Outros chutes também são aplicados com o peito do pé, calcanhar ou lateral do pé.

Tabela 1: Chutes.

Português	Tailandês
Frontal	Tei-trong()
Circular ao tronco	Tei-chiyang()
Circular alto com calcanhar (Back Kick)	Tei-kan-kro()
Low-kick (Circular baixo)	Tei-tat ()
Semi-circular	Tei-rid()
Circular cima-abaxo	Tei-kot()
Circular em escada	Yiep-tei()
Circular em salto	Kra-tote-teii()

Fonte: Confederação Brasileira de Muay Thai.

Para este estudo foram selecionados o *low-kick*, o *back-kick* e o chute frontal, que são três dos principais chutes mencionados anteriormente, para serem realizados os testes e a mensuração dos seus movimentos, considerando a postura ortodoxa de um lutador destro, tendo a mão e perna esquerda a frente, e mão e perna direita recuada, como ilustrado na Figura 2.

Esses três chutes foram escolhidos por serem chutes triviais da modalidade que possuem certas diferenças, como o plano de execução e aceleração.



Figura 2: Postura de luta ortodoxa de um destro.

Fonte: (VEERE, 2012).

2.1.1 *Low Kick* (Circular baixo)

O *low kick* deriva seu poder do impulso obtido ao torcer todo o corpo. O ponto de articulação central gira o quadril em torno da perna e do pé, que são lançados em direção ao seu alvo final. O atleta gira e se contorce para desferir o golpe em direção à perna da frente do oponente, abrangendo a extensão entre o tornozelo e a parte superior da coxa, para tirar seu equilíbrio ou machucá-lo, sendo um dos alvos principais o nervo peroneal (que se encontra no fim do músculo da coxa, aproximadamente 1,5 centímetros acima do joelho). O calcanhar do pé de apoio deve contornar em direção ao alvo durante a realização do chute, conseqüentemente, o joelho deve apontar para direção contrária ao alvo, recuando a parte superior do seu corpo para transferir a força do peso do corpo para o movimento de chute. A perna deve permanecer semi-rígida ao longo do balanço do chute, acentuando-o no impacto. Os dedos do seu pé de chute devem estar apontados para frente durante o movimento. Isso aperta os músculos e os tendões no pé e no tornozelo, o que evitará lesões, como ilustrado na Figura 3.



Figura 3: Low Kick.

Fonte: (VEERE, 2012).

2.1.2 Chute Frontal

O mestre (VEERE, 2012) descreve que, para realizar o chute frontal, o atleta projeta o pé direito na direção frontal para atingir o queixo ou o peito do oponente. A parte superior do corpo inclina-se para trás seguindo o mesmo princípio do *low kick*, e o peso do corpo é usado na aplicação da força do golpe. A parte de contato do pé que atingirá o adversário é a parte abaixo dos dedos do pé, como ilustrado na Figura 4.



Figura 4: Chute Frontal.

Fonte: (VEERE, 2012)

2.1.3 *Back Kick*

Seguindo ainda a didática de (VEERE, 2012), quando aplica-se corretamente o *back kick*, na posição básica, o movimento começa ao se pisar com o pé esquerdo na direção do pé direito. O pé da frente passa a perna direita por pelo menos 50 cm antes de tocar o chão novamente. No começo do passo, o sentimento do lado direito é entrar em movimento circular, o braço direito é usado como um catalisador para iniciar o movimento do chute em si e o calcanhar da perna direita deve entrar em movimento circular diretamente em direção ao alvo. O joelho é mantido um pouco dobrado para protegê-lo de ser alongado além do limite no momento do impacto total, como ilustrado na Figura 5.



Figura 5: *Back Kick*.

Fonte: (VEERE, 2012).

3 SENSORES

Será necessário o uso de diversos sensores a fim de se atingir o objetivo deste trabalho, que é identificar e analisar movimentos de chutes realizados por atletas, visando melhorá-los.

Os principais componentes a serem utilizados nas aquisições dos movimentos são acelerômetros, giroscópios e magnetômetro.

Em um teste inicial, será utilizado um celular preso à perna de um atleta para a aquisição dos dados do chute. O celular utilizado contém um acelerômetro e um giroscópio de 3 eixos: x, y e z. Entretanto, para o protótipo, foi preferível, ao invés de fazer o projeto e montagem de uma placa com todos os sensores necessários para o projeto, realizar a aquisição de um dispositivo já existente no mercado que já tivesse os sensores mencionados em sua composição. Esta escolha deu-se em função da análise do custo e benefício das duas opções.

O sensor escolhido foi o Meta Motion R de 10 eixos produzido pela empresa MBIENTLAB ilustrado na Figura 6. Este dispositivo consiste em um meta sensor de movimento inserido em uma pequena placa retangular que contém 8MB de memória flash, um sensor de luz, um de temperatura e um sensor fusion com dez eixos de detecção de movimento. Três desses eixos são referentes ao acelerômetro, três ao giroscópio, três com relação ao magnetômetro e, por fim, tem-se um altímetro e um barômetro para medição de pressão.

Devido à essas especificações o Meta Motion é um dispositivo adequado para propósitos na área de prática de esportes, monitoramento de movimentos, pesquisas esportivas e reconhecimento de gestos.

O sensor se enquadra como uma tecnologia MEMs, ou *Micro Electro Mechanical Systems*, que de uma forma geral podem ser definidos como elementos mecânicos e eletromecânicos miniaturizados, produzidos por técnicas de micro usinagem (MOREIRA, 2013).

Devido à sua natureza interdisciplinar e sua técnica micro, os MEMs possuem um amplo campo de aplicação desenvolvendo instrumentos que integram e auxiliam as mais distintas áreas. Possui como vantagens a redução de espaço físico, volume, peso e custo.



Figura 6: Sensor da MBIENTLAB.

Para melhor entendimento do dispositivo escolhido para a aquisição dos movimentos neste trabalho, é preciso compreender a concepção e funcionamento dos sensores que o compõe, a fim de deixar clara a visão e compreensão dos mesmos. Para isso será feito a seguir um estudo sobre cada um dos principais componentes utilizados nos experimentos.

3.1 MEMS

Os MEMs são uma tecnologia de Sistemas Microeletromecânicos, como citado anteriormente, ela integra elementos elétricos, mecânicos, sensores e eletrônicos em um único dispositivo. Esse dispositivo tem como característica ser muito pequeno e tem a possibilidade de ser programado para a finalidade desejada.

Eles são fabricados usando técnicas de processamento de lote de circuito integrado (IC). Estes dispositivos (ou sistemas) têm a capacidade de detectar, controlar e atuar na micro escala e gerar efeitos na escala de macro, como é possível perceber ao se fazer a análise da tabela 2, que visa demonstrar as diversas possibilidades de aplicação desta tecnologia.

Devido à vasta aplicação desta tecnologia, ela servirá na realização deste trabalho, visto que é bem consistente a aplicação destes sensores em situações de mensuração de movimento pelo fato de facilitar a colocação do aparelho no local de coleta de dados.

Tabela 2: Aplicações dos Sensores MEMs

Automotiva	Eletrônica	Médica	Comunicação	Defesa
Navegação por sensores	Unidade de Disco	Pressão sanguínea	Componentes de rede de fibra-ótica	Guia de Munição
Compressor de ar condicionado	Impressoras	Estímulos musculares e Sistemas de controle de remédios	Relés, Interruptores e Filtros	Sistemas de vigilância
Freio e Suspensão	Projetores	Sensores de pressão	Dispositivos de comunicação portáteis	Sistemas de armamento
Nível de Combustível	Sensores de terremotos	Próteses	Osciladores controlados por tensão	Sensores incorporados
Airbag	Sensores de pressão para aviões	Instrumentos analíticos em miniatura	Separadores e Acopladores	Armazenamento de dados
Pneus "inteligentes"	Sistemas de armazenamento de dados em massa	Marca-passo	Lazers sintonizáveis	Controle de aeronave

3.2 ACELERÔMETRO

A aceleração é a variação da velocidade em um intervalo de tempo. Para medição desta grandeza são usados sensores eletromecânicos chamados acelerômetros. Seu funcionamento pode ser melhor compreendido resumidamente como um sistema massa-mola. O corpo, ligado a um sensor, quando sofre uma aceleração, a inércia faz com que o corpo resista e seu deslocamento é contido pela mola, sendo assim, o deslocamento da mola é proporcional a aceleração do corpo. Para entender mais sobre o assunto, funcionamento e composição de um acelerômetro é possível consultar o autor (FIGUEIREDO et al., 2007) onde essas questões são explicadas mais detalhadamente.

O acelerômetro pode fazer a leitura em até três direções, o que será útil neste estudo, pois medições nestes três eixos serão necessárias para a identificação correta dos movimentos. Seguindo a interpretação de (FIGUEIREDO et al., 2007), a aceleração é uma medida de quão rapidamente a velocidade varia e pode ser obtida segundo uma, duas ou três direções, utilizando acelerômetros uni, bi ou triaxiais, respectivamente.

Segundo (KAVANAGHA; MENZ, 2008), a utilização de acelerômetros para medição de movimentos tem muitas vantagens, por exemplo, a possibilidade de mensuração fora de um laboratório. Segundo ele, o caminhar de pessoas é limitado se medido em laboratório, porém, se medido por meio de acelerômetros, essa limitação deixa de existir. A pessoa pode usá-lo para ir para qualquer lugar e guardar seus dados em uma memória acoplada ou então enviar os dados via *bluetooth* e depois fazer a análise. Outras vantagens do componente seriam seu baixo custo e também seu pequeno tamanho.

Os tipos de acelerômetros são divididos de acordo com sua forma de funcionamento, conforme explana (FIGUEIREDO et al., 2007).

3.2.1 Acelerômetros capacitivos

Um acelerômetro capacitivo utiliza um mecanismo de detecção conhecido como um sensor capacitivo de aceleração. Capacitores são componentes elétricos que armazenam carga. Um capacitor é geralmente formado dispoendo duas placas paralelamente uma à outra (FIGUEIREDO et al., 2007).

Os acelerômetros capacitivos contêm um capacitor entre a massa e a estrutura de suporte e são sensíveis às mudanças na capaciância entre estes. Uma aceleração da massa provoca variações no espaço entre a placa fixa e móvel do capacitor, o qual é inversamente proporcional à carga do capacitor. Como resposta à aceleração, a capaciância elétrica varia, o que faz variar o sinal de saída do circuito.

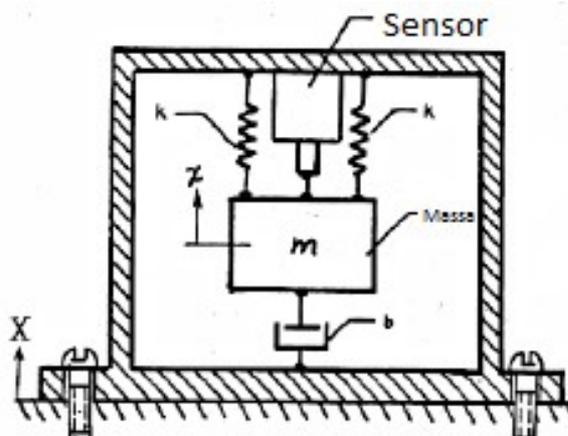


Figura 7: Esquema de um Acelerômetro Capacitivo.

Fonte: (FIGUEIREDO et al., 2007).

3.2.2 Acelerômetros Piezoelétricos

Os cristais piezoelétricos são cristais sintéticos ou naturais que produzem carga quando são comprimidos ou fletidos. Nos acelerômetros piezoelétricos, a massa é unida a um cristal piezoelétrico. Quando o corpo do acelerômetro é sujeito à vibração, a massa obedece às leis da inércia e o cristal piezoelétrico fica submetido a forças de tração e compressão, gerando cargas.

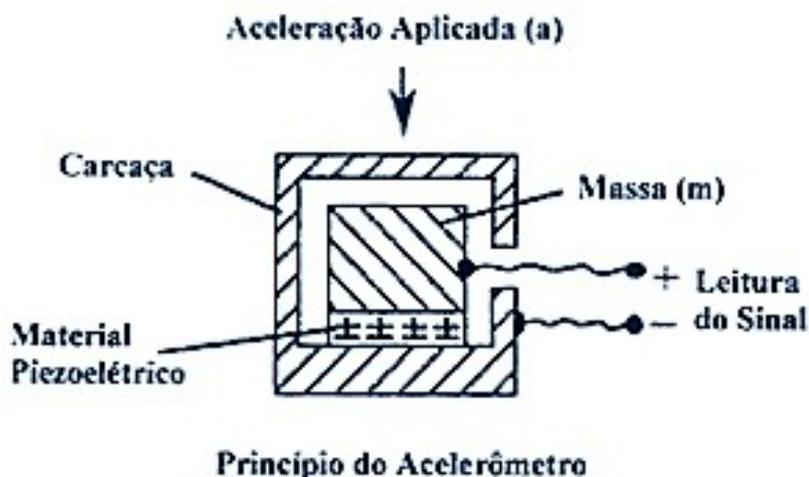


Figura 8: Esquema de um Acelerômetro Piezoelétricos.

Fonte: (PIERRE; CORONADO, 2011).

3.2.3 Acelerômetros Piezoresistivos

Neste tipo de acelerômetros, comparando com os piezoelétricos, surge um componente piezoresistivo em substituição ao cristal piezoelétrico. A força exercida pela massa faz variar a resistência. Estes acelerômetros têm a vantagem de conseguir medir acelerações bem baixas.

3.3 GIROSCÓPIO

Uma importante medição para este estudo é da velocidade angular que expressa o quão rápido o objeto gira em relação a um sistema de referência inercial. Para esse tipo de estudo existem os Giroscópios, que quando possuem tecnologia MEMs, funcionam seguindo o princípio do Efeito de Coriolis, que baseado na transferência de energia, imprime na massa um movimento em direção ortogonal à da rotação (FORHAN, 2010). Pode-se definir Efeito Coriolis como a deflexão relativa à superfície da Terra a qualquer objeto movendo acima da Terra, causada pela força Coriolis. Um objeto se movendo horizontalmente é defletido para a esquerda, no hemisfério Sul. A Força Coriolis é uma pseudoforça dependente da velocidade em relação a um sistema que está em rotação com relação a um sistema inercial de referência; é igual e oposta ao produto da massa da partícula onde a forma age e sua aceleração de Coriolis (RIBEIRO, 1999). Essas medições feitas pelo giroscópio retornam os valores de velocidades angulares em cada eixo cartesiano, ou então, nos ângulos *Yaw*, *Pitch* e *Roll*. O movimento em *roll* é o movimento

de rotação em torno do eixo z , o *pitch* é o movimento de rotação no eixo y e por fim o *yaw* seria o movimento de rotação ao redor de um eixo x , conforme demonstrado na Figura 9.

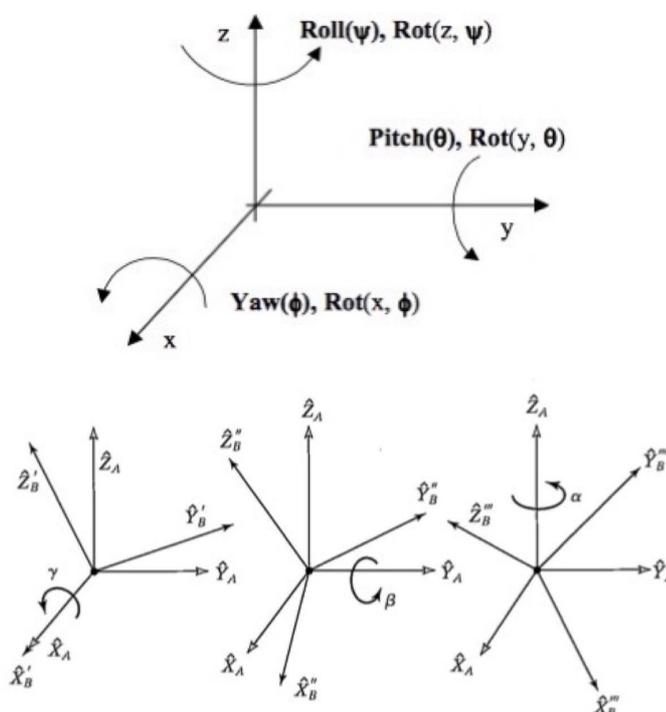


Figura 9: Representação dos Ângulos *Roll*, *Pitch* e *Yaw*.

Fonte: (CRAIG, 2005).

Segundo a literatura, os giroscópios podem ser classificados em giroscópios tipo diapasão (*tuning fork*), rodas oscilantes (*spinning or vibrating wheels*), pêndulos de Foucault, e giroscópios hemisféricos ressonantes. De acordo com a explicação de (FORHAN, 2010), segue de forma resumida o funcionamento de cada tipo de giroscópio.

3.3.1 Giroscópios tipo roda oscilante (*spinning or vibrating wheel*) e pêndulos de Foucault

Em um giroscópio tipo roda oscilante, a roda é atuada para vibrar no seu eixo axial de simetria; ao ocorrer uma rotação em torno do plano axial a roda sofre uma inclinação fora do plano. Esta mudança pode ser detectada por eletrodos capacitivos colocados embaixo da roda. Este tipo de giroscópio permite detectar rotações em dois eixos com apenas uma roda oscilante. Diversos desenhos e sistemas de excitação têm sido publicados. O giroscópio tipo roda oscilante e o giroscópio pêndulo de Foucault estão baseados na oscilação de uma estrutura com haste tipicamente orientada fora do plano da estrutura. A fabricação deste tipo de giroscópio é muito complexa com instrumentos de fabricação planar, mas os recentes avanços da tecnologia MEMS

permitiram a sua fabricação sem a necessidade de acoplamento manual da haste.

3.3.2 Giroscópios tipo diapasão (*tuning fork*)

O giroscópio tipo diapasão (*tuning fork*) é constituído por duas massas de prova que oscilam com igual amplitude, na mesma direção e sentidos opostos. Quando acontece a rotação, a força de Coriolis cria uma vibração ortogonal ao movimento de cada massa de prova, a amplitude do movimento nesta direção pode ser medida por vários mecanismos.

3.3.3 Giroscópios tipo hemisféricos ressonantes

O giroscópio hemisférico ressonante consiste basicamente em um anel ou cilindro suspenso por molas atuado para vibrar na ressonância, que entende-se como o fenômeno no qual a amplitude de oscilação atinge um valor máximo em uma frequência característica (FINAZZO et al., 2010), de seu primeiro modo de vibração. O movimento oscilatório da borda descreve um formato elíptico. Na presença de uma rotação perpendicular ao plano de vibração do anel, pelo efeito de Coriolis, ocorre uma transferência de energia para o segundo modo de vibração que neste tipo de estrutura está localizado no plano a 45° do primeiro modo. O anel descreve então um movimento elíptico nesta outra direção. Os modos de entrada e saída são nominalmente degenerados, mas é necessária uma sintonia devido às imperfeições dos mecanismos. O sinal referente às imperfeições é subtraído da velocidade angular total na saída, anulando este efeito parasitário.

3.4 MAGNETÔMETRO

O magnetômetro é um dispositivo utilizado para medir campos magnéticos, e assim, no contexto deste trabalho, identificar a direção relativa do atleta. Seu funcionamento básico pode ser descrito da seguinte forma: a fonte fornece corrente elétrica para as bobinas do eletroímã que geram um campo magnético na região onde se encontra a amostra. A amostra é magnetizada e por sua vez produz um campo induzido que é lido pelo sensor. Através desse campo induzido, obtemos o momento magnético da amostra para cada valor de campo aplicado (ARAUJO, 2009).

4 REDES NEURAIIS

De acordo com (PAULO; SCHULER, 2001), diversas características importantes encontradas nas redes biológicas podem ser encontradas nas redes artificiais como o reconhecimento de padrões, processamento distribuído e paralelo e tolerância a falhas.

O uso de redes neurais artificiais é um dos vários métodos utilizados para resolução de problemas de inteligência artificial. De acordo com (KOVACS, 2008), a origem da teoria de Redes Neurais remonta aos modelos matemáticos e aos modelos de engenharia, de neurônios biológicos. Além disso, suas aplicações estão presentes em praticamente todas as áreas de conhecimento.

"A Teoria de Redes Neurais Artificiais vem se consolidando, mundialmente, como uma nova e eficiente ferramenta para se lidar com a ampla classe dos assim chamados problemas complexos, em que extensas massas de dados devem ser modeladas e analisadas em um contexto multidisciplinar, envolvendo, simultaneamente, tanto os aspectos estatísticos e computacionais como os dinâmicos e de otimização"(KOVACS, 2008).

De acordo com (ZURADA, 1992), a habilidade de uma rede neural de realizar cálculos é baseada na expectativa de que seja possível reproduzir um pouco da flexibilidade e do poder do cérebro humano por meios artificiais. A computação da rede neural é realizada por uma densa malha de nós e conexões. Elas operam coletiva e simultaneamente na maioria ou em todos os dados e insumos. O processamento básico de elementos de redes neurais são chamados de neurônios artificiais ou apenas de neurônios.

4.1 REDES NEURAIIS NATURAIIS

Segundo (HAYKIN, 2008), o cérebro é um computador (sistema de processamento de informação) altamente complexo, não-linear e paralelo. Ele tem a capacidade de organizar seus constituintes estruturais, conhecidos por neurônios, de forma a realizar certos processamentos muito mais rapidamente que o mais rápido computador digital hoje existente. Pode ser considerada, por exemplo, a visão humana, que é uma tarefa de processamento de informação.

O cérebro interpreta informações recebidas pelo corpo através de estímulos nervosos, que são sinais elétricos e químicos enviados para os neurônios por meio das sinapses, as quais

são constituídas pelos espaços que ligam um neurônio ao outro. Os neurônios são bilhões de células que podem ser considerados como unidades de processamento que constituem um sistema de redes neurais, o cérebro.

O sistema nervoso humano pode ser visto como um sistema de três estágios, como mostrado no diagrama de blocos na Figura 10.

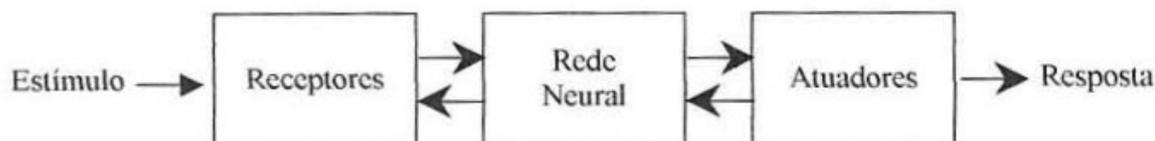


Figura 10: Sistema Representativo do Sistema Nervoso Humano.

Fonte: (ARBIB, 2001).

(SEJNOWSKI et al., 1988) afirma que na última década tem-se aprendido muito sobre o funcionamento do cérebro por conta de avanços na neurociência. Atualmente existe maior poder de computação para realizar simulações realistas de sistemas neurais, e também, novas visões são possíveis por conta de estudos recentes que buscam a simplificação de modelos de grandes redes de neurônios.

Graças a esses estudos, pode-se entender melhor o funcionamento do cérebro humano, o qual pode ser considerado um poderoso processador de informações, desempenhador de funções e reconhecedor de padrões.

No cérebro, de acordo com (SEJNOWSKI et al., 1988), há organizações anatômicas tanto em pequena escala como em grande escala, e funções diferentes ocorrem nos níveis mais baixos e nos mais altos. A Figura 11 mostra uma hierarquia de níveis entrelaçados de organização, referente ao extenso trabalho de (SEJNOWSKI et al., 1988) sobre a análise de regiões localizadas no cérebro. As sinapses representam o nível mais fundamental, dependendo de moléculas e íons para sua ação. Nos níveis seguintes, temos microcircuitos neurais, as árvores dendritais e então os neurônios, sendo que os microcircuitos neurais são agrupamentos de sinapses que produzem uma operação de interesse.

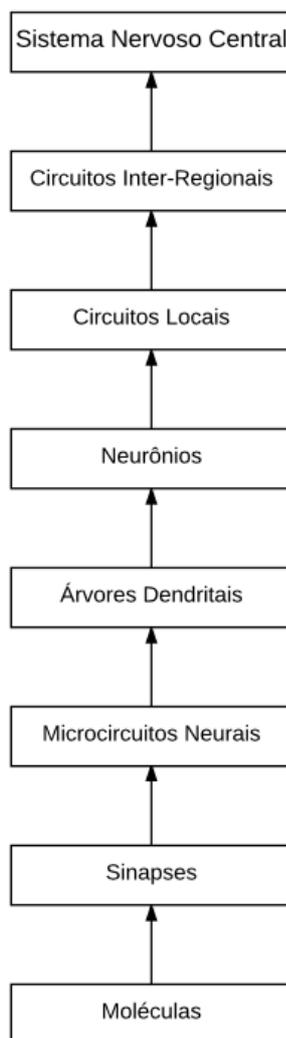


Figura 11: Níveis das Organizações Anatômicas Localizadas no Cérebro.

Fonte: (HAYKIN, 2008).

"É importante reconhecer que os níveis estruturais de organização descritos são uma característica única do cérebro. Eles não são encontrados em lugar algum em um computador digital. E não estamos próximos de recriá-los com redes neurais artificiais. Apesar disso, estamos avançando gradualmente no caminho de uma hierarquia de níveis computacionais similar à descrita acima. Os neurônios artificiais que utilizamos para construir nossas redes neurais são realmente primitivos em comparação com aqueles encontrados no cérebro. As redes neurais que atualmente podemos projetar são comparativamente tão primitivas quanto os circuito locais e inter-regionais do cérebro"(HAYKIN, 2008).

4.1.1 Neurônios

Como a rede neural artificial se assemelha, e até procura copiar, o comportamento da rede neural natural, não deveria ser diferente com relação às suas estruturas.

O neurônio, ou célula nervosa, é uma célula biológica delimitada por uma fina membrana celular que possui propriedades essenciais para seu funcionamento elétrico. O seu corpo celular é o centro dos processos metabólicos, e dele projetam-se dendritos e o axônio, como é possível observar na Figura 12.

Os dendritos, conhecidos como árvore dendrital, e o axônio, ou fibra nervosa, auxiliam na transmissão de informação e também na conexão entre as células nervosas do sistema.

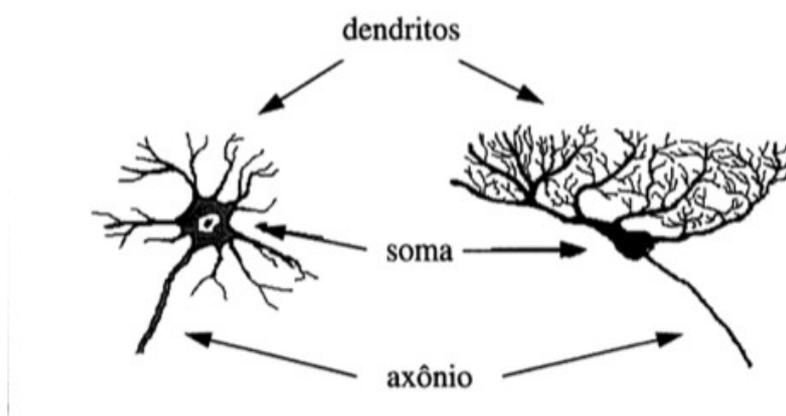


Figura 12: Representação de um neurônio biológico.

Fonte: (KOVACS, 2008).

Entende-se o neurônio biológico, e faz-se referência a ele, como sendo basicamente um dispositivo computacional do sistema nervoso que possui muitas entradas e apenas uma saída. As entradas ocorrem através das sinapses que chegam pelo axônio e são regiões eletroquimicamente ativas. Baseado nisso, pode-se obter o modelo matemático de um neurônio, tanto biológico quanto computacional, como o modelo representado pela Figura 13.

De acordo com (RODNEY et al., 1995), as razões do desempenho de um sistema nervoso real ser superior a dos artificiais ainda não são entendidas. Mas uma possível razão é a de que diferentes estratégias são adotadas para obtenção de precisão dos componentes. Sistemas digitais eliminam ruídos nos menores níveis por simplesmente arredondar os valores para zero em cada passo da computação, isso pode gerar erros não existentes nos sistemas biológicos.

Em síntese, a estrutura mencionada pode ser resumida às interações das sinapses por meio dos neurônios, que é o principal mecanismo para o processamento de informações e

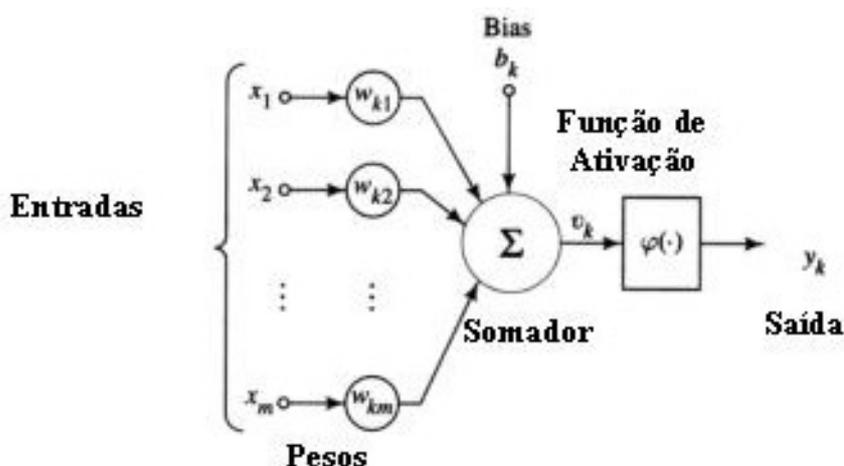


Figura 13: Representação do modelo matemático de um neurônio.

Fonte: (HAYKIN, 2008).

aprendizado de uma rede por meio de neurônios, seja ela natural ou artificial.

4.2 REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

4.2.1 Perceptron

Baseado nos neurônios biológicos, foi criada uma rede neural artificial de múltiplos neurônios do tipo discriminadores lineares, a qual foi nomeada de Perceptron, representada pela Figura 14.

"O discriminador linear é inicializado com parâmetros arbitrários e os vetores de treinamento são aplicados à sua entrada. Utilizando-se de algum algoritmo para ajuste dos parâmetros, procura-se convergir para valores tais que as saídas do discriminador coincidam com as saídas especificadas no conjunto de treinamento para todos os exemplos. Ou seja, quando o discriminados linear exibe o mesmo comportamento que o expresso no treinamento, diz-se que está treinado."(KOVACS, 2008).

Os neurônios que recebem as entradas da rede diretamente constituem a chamada camada de entrada. A última camada que retorna o resultado final da rede é chamada de camada de saída, e as camadas intermediárias, ou seja, que passam a informação entre as camadas de entrada e de saída, são referidas como camadas ocultas de neurônios.

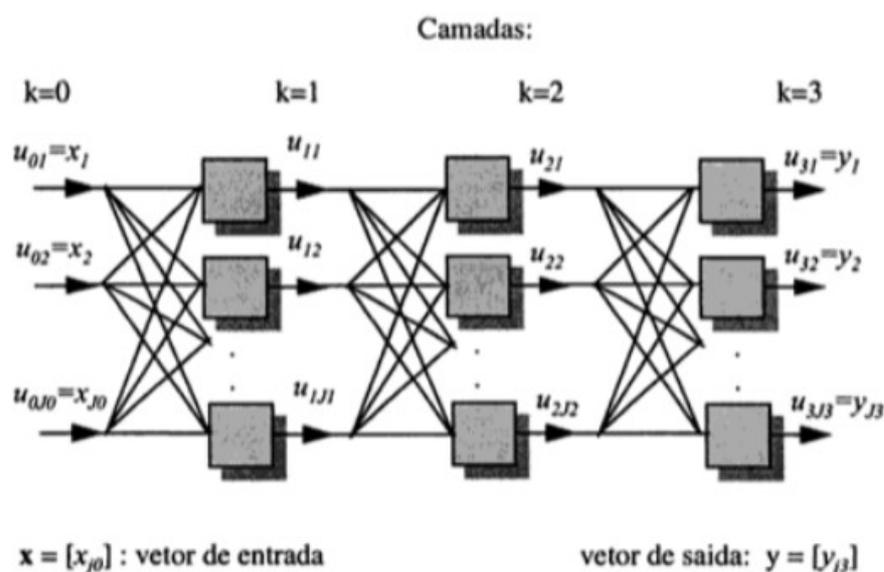


Figura 14: Rede perceptron.

Fonte: (KOVACS, 2008).

O *Perceptron* pode ser de camada única ou ser multicamadas. O *Perceptron* de camada única tem limitações, por exemplo, só é capaz de encontrar soluções para problemas linearmente separáveis e, como seu nome já indica, não funciona em redes de mais de uma camada, pois seu algoritmo usado é o *feedforward*, ou seja, não recorrente. Já o perceptron de multicamadas utiliza o algoritmo *back-propagation error* que utiliza da regra de aprendizado de correção de erro.

4.3 ARQUITETURA DA REDE

Conforme especificado por (HAYKIN, 2008), a maneira pela qual os neurônios de uma rede neural estão estruturados está intimamente ligada com o algoritmo de aprendizagem usado para treinar a rede, ou seja, pela maneira com a qual os neurônios estão ligados por intermédio das sinapses. Como consequência disso, cada arquitetura de rede abrange um tipo de algoritmo de aprendizagem. (HAYKIN, 2008) ainda explica que é possível identificar três classes de arquiteturas de rede fundamentalmente diferentes e caracteriza-as de acordo com suas camadas. A camada de uma rede é a forma como um conjunto de neurônios com características e propriedades em comum está organizado.

4.3.1 Redes Alimentadas Adiante com Camada Única

Esta é a primeira classe de redes neurais e também a forma mais simples de uma rede em camadas. Ela consiste em uma camada de entrada de nós computacionais e uma camada de saída de neurônios. A camada de entrada se projeta sobre a de saída resultando em uma rede estritamente do tipo alimentada adiante, ou acíclica.

A Figura 15 ilustra a arquitetura de rede acíclica. É possível perceber a representação de camada única de neurônios pelo seu desenho simplificado apenas indicando a camada de entrada e a de saída. Note que na camada de entrada não acontece qualquer ato de computação, por isso não é contada.

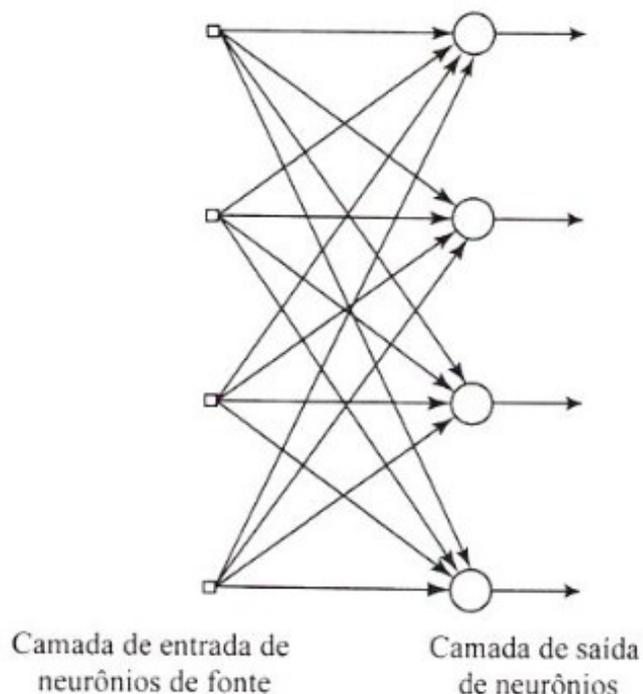


Figura 15: Rede alimentada adiante ou acíclica.

Fonte: (HAYKIN, 2008).

4.3.2 Redes Alimentadas Diretamente com Múltiplas Camadas

A segunda classe de arquitetura de rede por camada se difere da primeira pela presença de uma ou várias camadas ocultas. A adição de camadas ocultas tem como objetivo intervir entre a camada de entrada e a de saída a fim de que, através de um conjunto extra de conexões sinápticas, a rede adquira uma perspectiva global e extraia estatísticas de ordem elevada dos sinais de entrada.

A camada de entrada desta arquitetura consiste nos vetores de entrada os quais constituem os sinais de entrada aplicados aos neurônios na segunda camada, a qual pode ser também indicada como primeira camada oculta. Assim os sinais de saída da segunda camada serão utilizados como de entrada para a terceira camada e assim por diante para o resto da rede. Essa sequência de passagem de informações pelas camadas é representada na Figura 16.

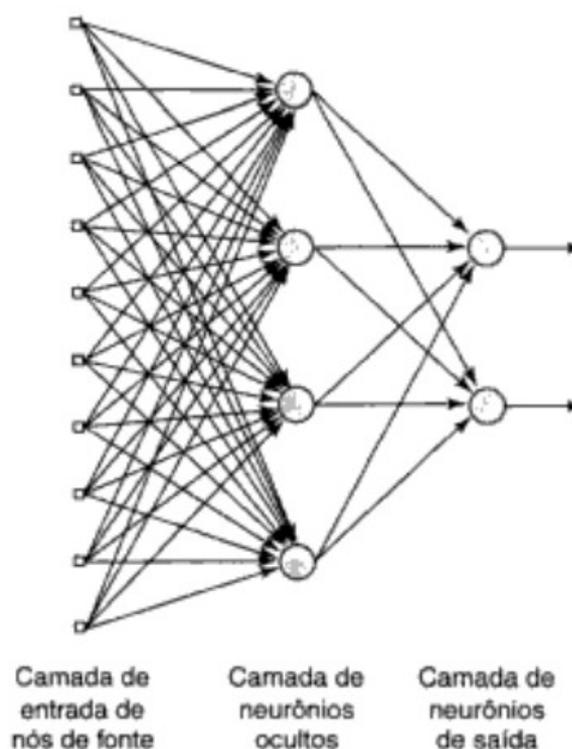


Figura 16: Rede alimentada adiante ou acíclica conectada a uma camada oculta e uma de saída.

Fonte: (HAYKIN, 2008).

4.3.3 Redes Recorrentes

Essa estrutura se difere das anteriores principalmente por ter um ou mais laços de realimentação. A rede recorrente pode ocorrer em uma estrutura que tenha apenas uma camada ou também em uma estrutura que tenha camadas ocultas conforme representado nas imagens a seguir.

Os laços de realimentação, conforme explica o autor (HAYKIN, 2008), têm um profundo impacto na capacidade de aprendizagem da rede e seu desempenho. Eles envolvem o uso de ramos particulares compostos de elementos de atraso unitário que resulta num comportamento dinâmico não-linear, ou seja, para isso a rede neural precisa conter unidades não-lineares.

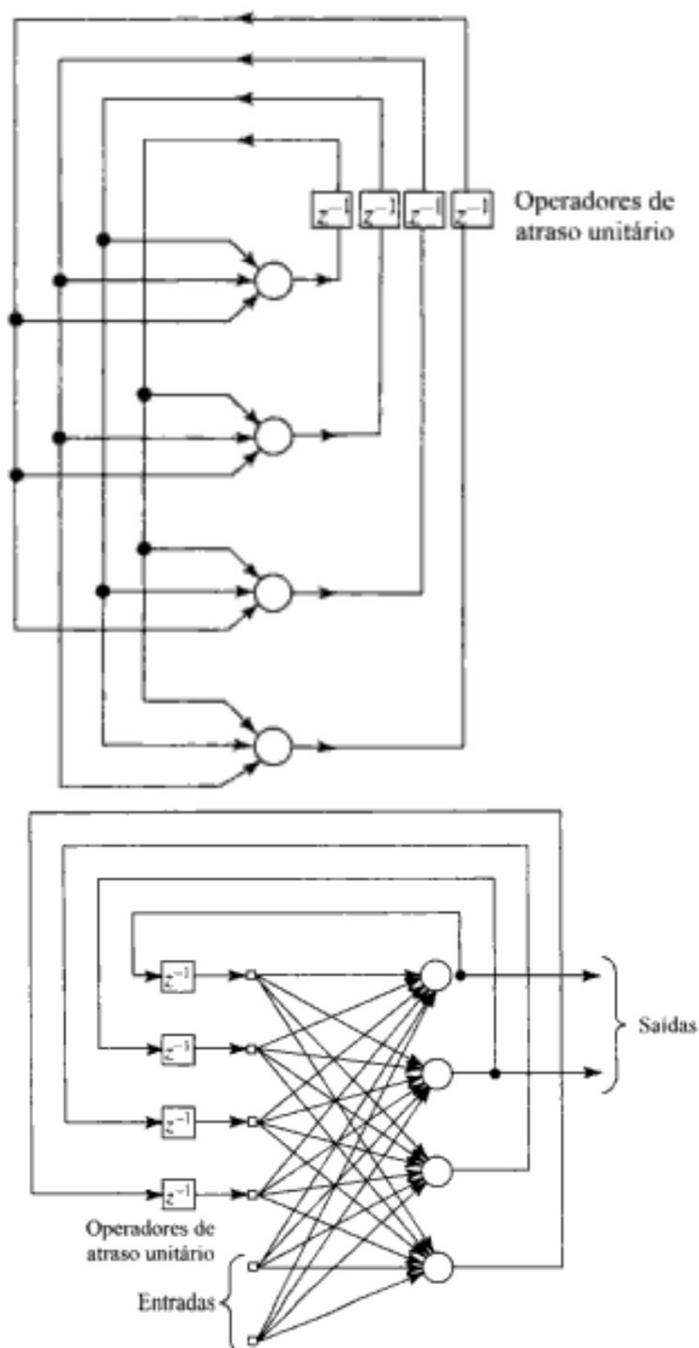


Figura 17: Redes recorrentes sem camada oculta e com camadas ocultas.

Fonte: (HAYKIN, 2008).

Após a análise apresentada das possíveis redes e suas arquiteturas, foi definido que neste trabalho será utilizada uma rede *perceptron* de múltiplas camadas. Após o estudo feito, é possível perceber que esta é a melhor opção de arquitetura para reconhecimento de padrões. Isso ocorre devido ao seu algoritmo *back-propagation error* onde existe um aprendizado de correção de erro e também por conta de uma extração de estatísticas de ordem elevada graças à

arquitetura de múltiplas camadas.

4.4 APRENDIZADO DA REDE

De acordo com (ZURADA, 1992), em contrapartida aos computadores convencionais que são programados para realizar tarefas específicas, a maioria das redes artificiais precisam ser ensinadas, ou treinadas. Elas aprendem novas associações, novos padrões e novas funções de dependência, em que o aprendizado corresponde à mudança de parâmetros.

Os autores (POGGIO E GIROSI,1990 apud ZURADA,1992) afirmam que cada um de nós adquire e então conquista habilidades através do fenômeno básico do aprendizado. Segundo eles, em geral, aprender é uma mudança relativamente permanente em comportamentos trazidos por experiência. Aprendizado em humanos e animais é um processo inferido. Não se pode ver isso acontecendo diretamente, então só podemos assumir que aconteceu através da observação de mudanças no comportamento. O aprendizado em redes neurais é um processo mais direto em que tipicamente é possível capturar cada passo do aprendizado em uma relação distinta de causa e efeito. Para realizar qualquer tarefa exigida de uma rede neural, de acordo com (ZURADA, 1992), é necessário que haja a aquisição de conhecimento através de um mapeamento realizado por um conjunto de exemplos de entradas e saídas. O projeto de uma rede associadora ou classificadora pode ser baseado no aprendizado de uma relação que transforma entradas em certas saídas, dado um conjunto de exemplos de pares de entradas e saídas.

É a partir do aprendizado, por meio de treinamento de rede supervisionada, que este trabalho será conduzido, procurando primeiramente criar um programa que seja capaz de identificar um movimento de chute, para posteriormente ser capaz de isolar e apontar as características do golpe que precisam ser aprimoradas.

5 TESTE DE CONCEITO

A identificação de movimentos de atletas foi feita através de um sistema de aquisição de dados e uma RNA. Em primeira instância, a aquisição de dados foi feita por uma forma alternativa ao sensor da MBIENTLAB. Isso aconteceu para que fosse feito um teste de conceito mais fácil e rápido de ser implementado para verificar a validade do procedimento de identificação dos golpes. O desenvolvimento da rede neural serviu para receber os dados coletados e fazer a identificação dos movimentos e golpes de um atleta. Além disso a RNA foi programada a partir do programa MATLAB.

Dentro deste *software*, encontra-se uma *toolbox*, chamada *nntool*, para criação e treinamento de redes neurais. Ela foi de grande ajuda para geração e treinamento da RNA deste trabalho, pois contém uma interface gráfica intuitiva e os métodos de treinamento nativos na ferramenta.

5.1 IMPLEMENTAÇÃO

Os experimentos nesta fase do trabalho foram realizados a partir de um aplicativo de celular. Nele são registrados os movimentos realizados pelo atleta, por meio dos sensores internos do aparelho.

Para essa aquisição, o celular foi preso na canela de um atleta destro e então foram realizadas sequências de chutes em um aparador. Essa escolha de posição foi feita, pois, de acordo com (KAVANAGHA; MENZ, 2008), a saída de um acelerômetro montado no corpo é composta por um componente inercial de interesse (aceleração linear), um componente estático (gravidade) e ruídos. Deve-se notar que as acelerações são medidas em um sistema de coordenadas local do acelerômetro, que se moverá continuamente durante o movimento, independentemente do local onde for colocado o dispositivo. Portanto, a medição ótima da aceleração exige certas condições ou certas premissas, como a colocação seletiva de acelerômetros no corpo, a fim de reduzir o efeito de movimentos não desejados que podem contaminar a saída de aceleração linear.

Foram feitos 40 chutes para o teste de conceito, sendo que 30 destes tinham o objetivo de treinamento da RNA e os 10 restantes foram usados para fins de teste e validação. Os chutes foram executados em um saco de pancada e com o celular preso na canela, como esclarecido anteriormente, conforme ilustra a Figura 18.

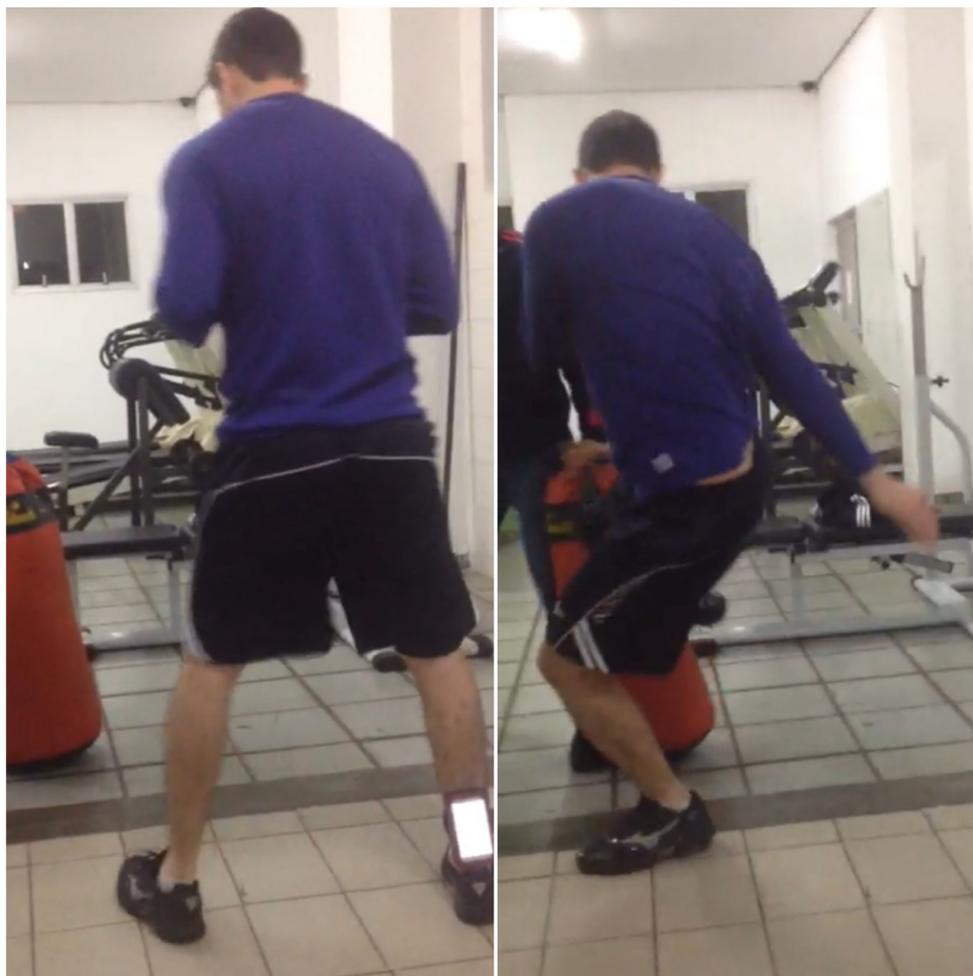


Figura 18: Demonstração dos chutes de aquisição.

O aplicativo escolhido para a aquisição preliminar de dados foi o PowerSense. Ele permite a aquisição dos dados em uma frequência de 1 a 100 Hz, sendo a frequência escolhida neste momento de 50Hz. Através dele é possível gravar no celular os dados obtidos em um arquivo com extensão .csv, conforme se observa em um exemplo apresentado no Anexo A.

Neste arquivo são encontrados diversos valores com suas respectivas grandezas (vide anexo A). A partir dessas variáveis, gera-se uma tabela com todos os eixos de cada sensor, tais como, velocidade, longitude, altitude e principalmente os valores de aceleração e também de velocidade angular. No movimento em questão, as variáveis coletadas para análise serão o *pitch* e o *roll*, assim como as acelerações nos eixos x, y e z, conforme pode-se observar na Figura 19, que ilustra as variáveis de entrada citadas usadas para o treinamento da rede neural para identificação dos chutes.

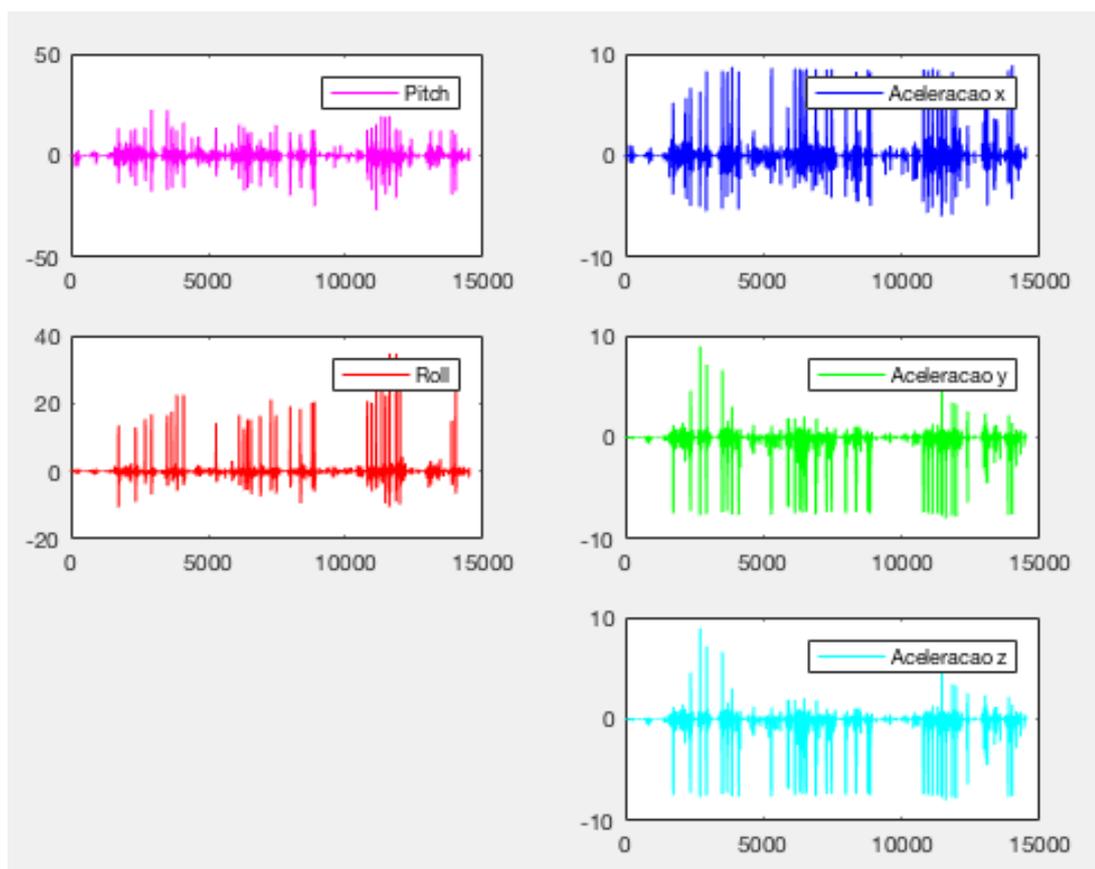


Figura 19: Representação gráfica das variáveis de entrada.

Para entender o funcionamento da RNA criada, é preciso entender suas entradas verdadeiras e falsas, suas saídas de treinamento, determinadas para cada tipo de entrada, e suas simulações e testes de validação. O chute usado para o experimento foi o *low kick* e a RNA desenvolvida tem como objetivo identificar os trechos do arquivo carregado que correspondem ao chute.

Na tabela 3 está representado um trecho das amostras recolhidas, em que cada linha é um instante na variável tempo, referentes a um chute, que são importados do aplicativo para o computador. Se uma pessoa tentar encontrar um padrão para identificar o chute apenas olhando para a tabela, não terá sucesso. Para isso é necessária uma implementação computacional, como uma RNA, que pode identificar o movimento a partir da análise destes dados.

A rede neural criada é treinada a partir da entrada de valores referentes aos chutes e suas saídas correspondentes como valor lógico 1, ou verdadeiro. O mesmo é feito com a entrada dos movimentos falsos, porém, no treinamento esses valores correspondem a saídas com valor 0, ou seja, falso. A saída referente ao trecho da tabela 3, por exemplo, conteria apenas amostras de sinais que correspondem ao número 0, valores falsos, pois todo este trecho compõe um chute.

Tabela 3: Tabela dos Valores Representativos de um Chute.

<i>Pitch</i>	<i>Roll</i>	Aceleração em X	Aceleração em Y	Aceleração em Z
0.3039	-0.370	0.0756	0.0162	0.0355
0.2021	-0.309	0.0176	-0.026	0.0114
0.2479	-0.294	-0.003	-0.028	0.0423
0.2077	-0.244	0.0448	-0.020	0.0194
0.1176	-0.178	0.0345	-0.001	0.0045
0.0784	-0.128	0.0316	-0.002	0.0047
0.0307	-0.102	0.0056	-0.008	0.0017
0.0712	-0.082	0.0410	0.0137	0.0132
0.0044	-0.019	0.0401	0.0137	0.0145
-0.028	0.0243	0.0105	0.0015	0.0219
0.0014	0.0329	0.0145	0.0023	0.0215
-0.003	0.0574	0.0154	0.0024	0.0241
-0.055	0.1094	0.0268	-0.002	0.0064
-0.118	0.1487	0.0082	0.0010	-0.007
-0.096	0.1573	0.0113	0.0013	-0.004
-0.093	0.1605	-0.000	-0.000	0.0018
-0.090	0.1851	0.0282	-0.003	-0.006
-0.156	0.2095	0.0361	0.0033	-0.020
-0.143	0.2011	-0.027	0.0204	-0.023
-0.141	0.2012	-0.005	0.0175	-0.018
-0.177	0.2172	0.0089	0.0184	-0.022
-0.185	0.2118	-0.007	0.0159	-44000
-0.139	0.1884	-0.027	0.0184	0.0400
-0.129	0.1681	-0.009	0.0104	0.0096
-0.143	0.1585	-0.016	0.0074	0.0125
-0.142	0.1424	-0.017	0.0090	0.0188
-0.116	0.1286	-0.002	0.0024	-0.002
-0.075	0.1074	-0.046	0.0026	0.0344
-0.024	0.0947	-0.010	0.0078	0.0062
-0.031	0.0958	0.0080	0.0123	0.0017
-0.062	0.1085	-0.001	0.0043	0.0024
-0.051	0.1043	-0.010	0.0068	0.0018
-0.016	0.0905	-0.014	0.0102	-0.001
0.0047	0.0810	-0.009	0.0088	-0.008
0.0100	0.0736	-0.007	0.0035	0.0022
-0.003	0.0746	0.0017	0.0070	0.0020
...

Para a identificação dos golpes, foi feita a gravação da sessão de chutes. O vídeo e a aquisição do celular foram iniciadas ao mesmo tempo e posteriormente foram identificados em que momentos foram deferidos chutes pelo atleta e quais foram suas durações. Em seguida, estes instantes foram inseridos nas matrizes de treinamento da rede como valores verdadeiros e falsos. Após esse treinamento, foi realizado o teste de validação da rede neural e então comparadas as saídas esperadas com as obtidas. Assim foi possível calcular, de acordo com (1), o erro quadrado médio (MSE) do resultado obtido, onde n é o número de testes feitos para validação da rede e y_i estimador de um parâmetro y_i escalar.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

Como dito anteriormente, o movimento foi amostrado em uma frequência de 50Hz, porém, se os dados forem inseridos na RNA da forma que está demonstrado na Tabela 3, a RNA lerá apenas um ponto da aceleração em um instante de tempo de cada vez, sendo impossível de fazer o reconhecimento de um movimento.

Inicialmente, uma matriz de entrada da RNA teria 5 colunas, como apresentado na tabela 3. Cada coluna é referente a um eixo de aceleração ou velocidade, e inúmeras linhas de amostras no tempo. Para que a rede neural artificial implementada possa identificar um movimento através desses dados, é necessário que haja uma defasagem no tempo, assim ela poderá identificar um pedaço do movimento e não mais apenas um ponto dele. Na tabela 4, é possível verificar como seria este atraso no exemplo do *pitch*. Nela estão representadas 10 colunas, sendo a primeira da amostra original e as outras representam atrasos da mesma. Para obter um resultado satisfatório, as amostras foram atrasadas 9 vezes, ou seja, agora a matriz de entrada contém 50 colunas, sendo 1 coluna original de cada eixo de aceleração e de velocidade mais os 9 atrasos de cada uma destas. Este número de atrasos foi definido baseando-se no trabalho de conclusão de curso de (MULDER; JERONYMO, 2016), pois segue a mesma linha deste trabalho, porém para membros superiores, e apresenta resultados satisfatórios com este número de atrasos.

A rede criada foi treinada a partir da função de treinamento TRAINSCG, que é uma função de treinamento em rede que atualiza os valores de peso de acordo com o método do gradiente conjugado escalado. Este método, segundo (MOLLER, 1997 apud LOPEZ; FERNANDEZ, 2008), acelera a convergência do treinamento e tem demonstrado um ótimo comportamento em diversos estudos empíricos.

Tabela 4: Coluna do *Pitch* com Atrasos.

t0	t1	t2	t3	t4	t5	t6	t7	t8	t9
0.1712	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0.4755	0.1712	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0.4755	0.1712	0	0	0	0	0	0	0
0.0329	0	0.4755	0.1712	0	0	0	0	0	0
0	0.03293	0	0.4755	0.1712	0	0	0	0	0
0	0	0.0329	0	0.4755	0.1712	0	0	0	0
0.0244	0	0	0.0329	0	0.4755	0.1712	0	0	0
0.1529	0.0244	0	0	0.0329	0	0.4755	0.1712	0	0
0.1720	0.1529	0.0244	0	0	0.0329	0	0.4755	0.1712	0
0.0595	0.1720	0.1529	0.0244	0	0	0.0329	0	0.4755	0.1712
0.0754	0.0595	0.1720	0.1529	0.0244	0	0	0.0329	0	0.4755
...

5.2 RESULTADOS

A rede desenvolvida obteve uma taxa média de acerto de 83,92% no teste de conceito para identificação do chute *low kick*. O teste foi realizado 15 vezes e um exemplo do resultado de um deles está apresentado de forma gráfica na Figura 20, e também a partir destes resultados, foi calculado um erro quadrado médio de 0,1608.

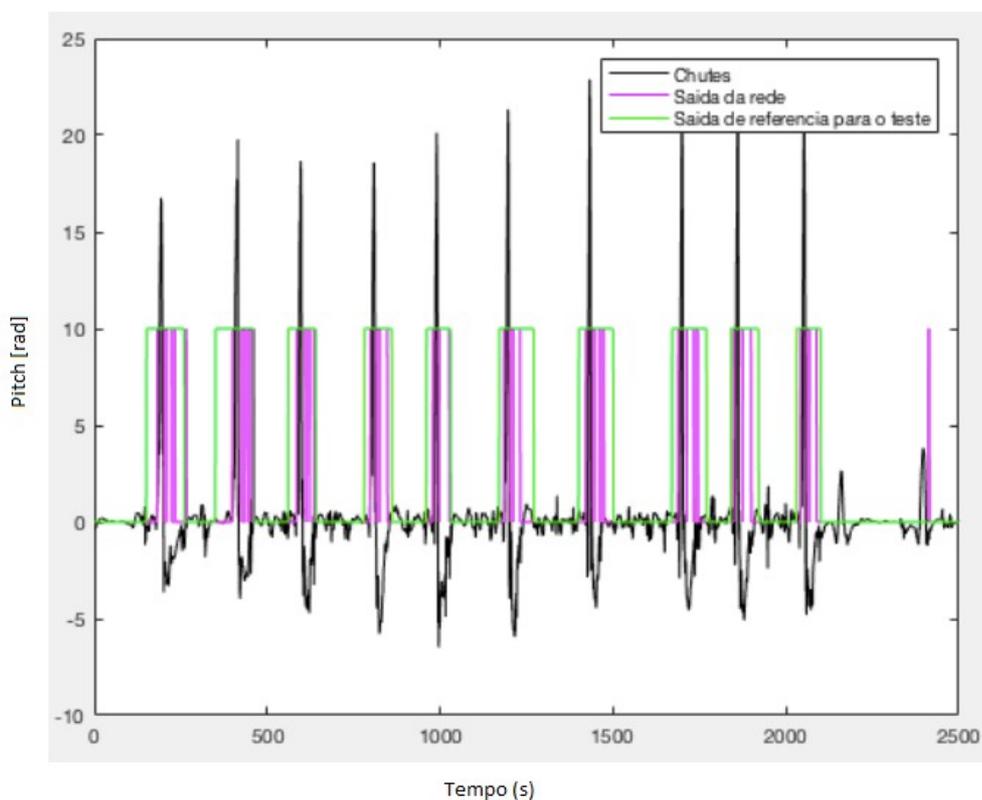


Figura 20: Representação gráfica da eficiência da rede.

Acredita-se que a eficiência da RNA ainda pode ser melhorada com um melhor refinamento no seu treinamento. Como os movimentos obtidos para seu treinamento não foram realizados por um atleta profissional, podem ter ocorrido mudanças maiores entre um chute e outro e isso pode ter influenciado no treinamento na RNA, comprometendo o resultado final. Para obtenção de resultados satisfatórios foram necessárias 15 camadas ocultas na rede. Após mais testes e chutes podem ser possíveis melhorias no desempenho da rede, juntamente à diferenciação de golpes.

6 EXPERIMENTO

6.1 APLICATIVO PARA COLETA DE DADOS

Foi avaliada a necessidade do desenvolvimento de um aplicativo para este trabalho com finalidade de coleta dos dados do sensor. Após pesquisa, a equipe tomou conhecimento da existência de um aplicativo para esses fins, desenvolvido pela mesma empresa a qual fornece o sensor, logo, a necessidade de desenvolvimento de um aplicativo para este fim foi descartada.

A empresa MBIENTELAB desenvolveu e disponibiliza um aplicativo de celular para facilitar o uso do sensor Meta Motion R. Ele nos permite uma conexão com o sensor para a aquisição de dados. Na Figura 21 é possível ver a tela inicial do aplicativo.

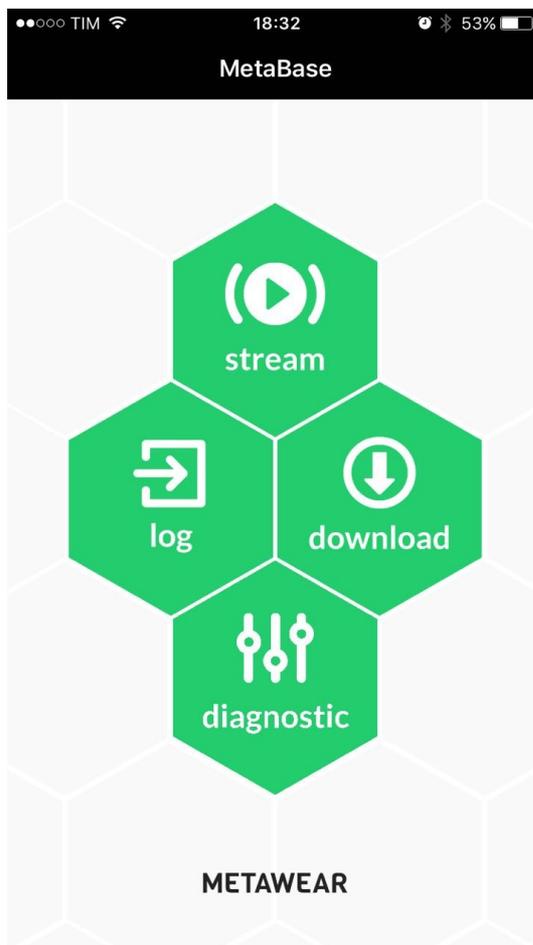


Figura 21: Tela Inicial do Aplicativo.

Fonte: MBIENTLAB.

Em seguida, é possível conferir, na Figura 22, a tela na qual o aplicativo nos fornece a opção de escolher quais sensores são desejados para aquela situação. Para as coletas dos chutes, foram selecionados os sensores giroscópio, acelerômetro e magnetômetro. A frequência de 100 Hz foi escolhida para giroscópio e acelerômetro, pois nessa frequência o sensor conseguiu coletar uma quantidade suficiente de amostras sem sobrecarregar a sua memória. E a frequência do magnetômetro foi definida em 50 Hz, pois é o máximo disponibilizado pelo sensor.



Figura 22: Tela Inicial e de Conexão do Aplicativo MetaBase.

Fonte: MBIENTLAB.

Ao clicar em *start* o sensor indica o sucesso da operação piscando um led verde conforme demonstrado na Figura 23.

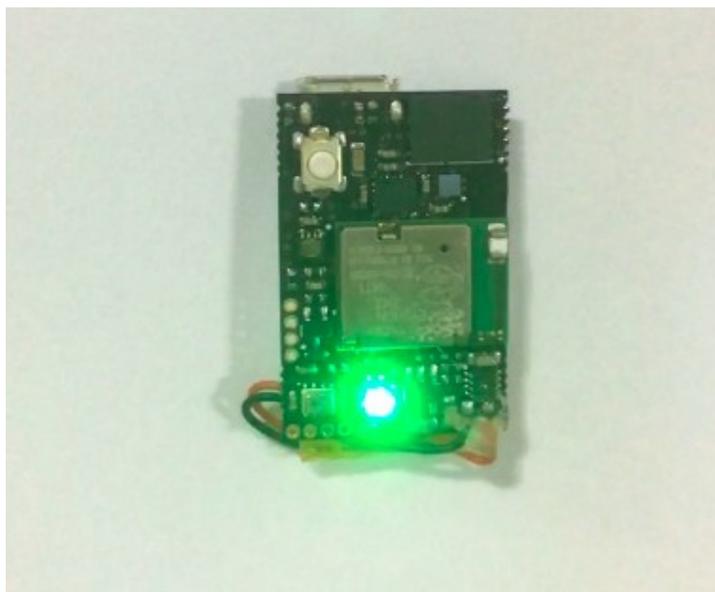


Figura 23: Sensor com o Led Verde Aceso.

Fonte: Aatoria Própria.

Durante a realização dos movimentos, o sensor armazena os dados coletados em sua memória interna. Após o término da coleta, é feita uma nova sincronização do sensor com o celular para o *download* dos dados obtidos. Essa ação é sinalizada como bem sucedida quando pisca um led azul no sensor, conforme indicado pela Figura 24, e o aplicativo inicia o *download*, sinalizando por um led azul sua conclusão.



Figura 24: Sensor com o Led Azul Aceso.

Fonte: Aatoria Própria.

O sensor Meta Motion armazena os dados coletados em sua memória. Estes dados são salvos em um arquivo com extensão “.csv”, sendo que é criado um arquivo “.csv” para os dados salvos de cada um dos sensores selecionados, ou seja, um arquivo é gerado para salvar os dados do acelerômetro, outro para o magnetômetro e, por fim, um para o giroscópio. Depois de transferir os dados da memória do sensor para o celular por meio do uso do aplicativo, os dados dos sensores são enviados por e-mail para o endereço eletrônico desejado para posterior *download* e manipulação do arquivo em qualquer computador.

6.2 COLETA DE DADOS PARA TREINAMENTO E TESTE DA RNA

6.2.1 Posicionamento do Sensor no Atleta

A fim de realizar o treinamento da RNA, para posterior identificação dos golpes, foi necessária a realização de sessões com atletas para a coleta de dados. Os atletas escolhidos foram profissionais qualificados e devidamente treinados para que os dados que serviriam de “exemplo” para a rede fossem ideais.



Figura 25: Posição do Sensor.

Fonte: Autoria Própria.

Nestas sessões, o sensor foi inserido em uma caneleira e posicionado estrategicamente na parte de dentro do tornozelo do atleta conforme especulado anteriormente neste trabalho e apresentado na Figura 25.

Com o sensor acoplado à caneleira, simulando onde ele seria preso à caneleira de Muay

Thai, foram realizadas diversas baterias de chutes com séries de 20 golpes. Essas coletas foram feitas para os três tipos de chutes já apresentados neste trabalho, sendo eles o chute frontal, o *back kick* e o *low kick*.

6.2.2 Execução dos Golpes

Os chutes coletados para o treinamento foram realizados em um aparador pelo Professor Elder Oroski, faixa preta na modalidade de Muay Thai, que lidera um trabalho social de artes marciais gratuito, utilizando um espaço cedido pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná, conforme é possível verificar na Figura 26.



Figura 26: Coleta dos 3 Tipos de Chutes.

Fonte: Autoria Própria.

Para teste e validação da rede, posteriormente, foram feitas outras coletas de dados dos mesmos chutes, porém, com outros atletas. Sempre seguindo os mesmos golpes propostos, mas trabalhando com amostras diferentes. Entre elas, amostras do mesmo golpe repetido várias vezes e também amostras onde o atleta intercalava os chutes para trabalhar a identificação da rede.

Novas aquisições de dados foram realizadas, uma vez que os resultados iniciais para o chute frontal não foram satisfatórios. Levantando a hipótese de que isso aconteceu pelo fato do sensor no chute frontal ficar em uma perna diferente a dos outros golpes, esse fato foi levado em consideração e então foram realizadas as novas amostras, mas desta vez levando em consideração a questão da posição do sensor e fazendo testes na outra perna.

6.3 DESENVOLVIMENTO DA RNA

O desenvolvimento da RNA do experimento propriamente dito é bem fiel ao modelo do programa do teste de conceito apresentado no Anexo A. Em resumo, primeiramente o programa junta os dados do giroscópio nos eixos y e z, com os dados do acelerômetro nos eixos x, y e z montando uma matriz de 5 colunas, sendo que o número de linhas da matriz varia de acordo com o tempo de aquisição das amostras. Isso é feito tanto para a criação da matriz de treinamento da rede quanto para a de teste/validação. Em seguida é feito um atraso em 9 tempos das matrizes geradas, dessa forma, passam a ter 50 colunas em vez de apenas 5, e então a rede neural é treinada com a matriz de treinamento e testada/validada a partir da matriz de teste. Após este passo ser feito, as matrizes de treinamento criadas foram aproveitadas para fazer a identificação de chutes mesclados.

6.3.1 Treinamento da RNA

O treinamento da rede só foi possível por conta de filmagens realizadas durante as aquisições dos golpes. Elas serviram para verificar o momento de realização de cada chute e então impor para a rede em quais instantes dos dados apresentados estariam os golpes. No caso dos instantes que a matriz representa um chute, a matriz de saída recebe valor verdadeiro, ou valor 1, e nos outros casos, recebe valor falso, ou 0. É mais fácil visualizar estes treinamentos por meio das Figuras 27, 28 e 29, que representam uma parte das matrizes de treinamento, levando em consideração que as saídas 1 estão multiplicadas por 10 para melhor visualização.

No programa final, foi utilizada uma amostra em que o atleta realizou uma série de chutes *low kick*, seguida de uma série de *back kick* e por fim, uma série de chutes frontais.

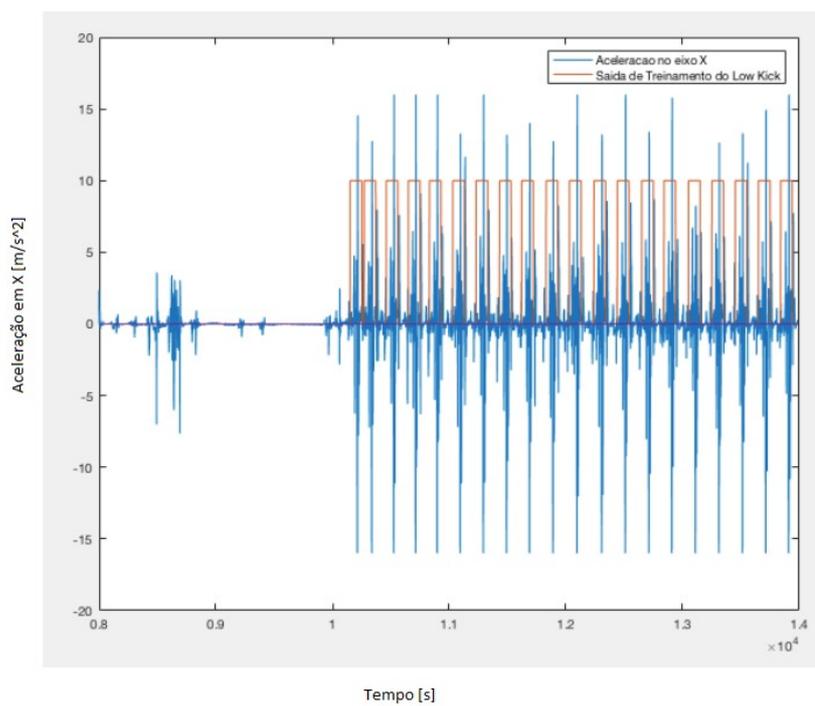


Figura 27: Treinamento de *Low Kick*.

Fonte: Autoria Própria.

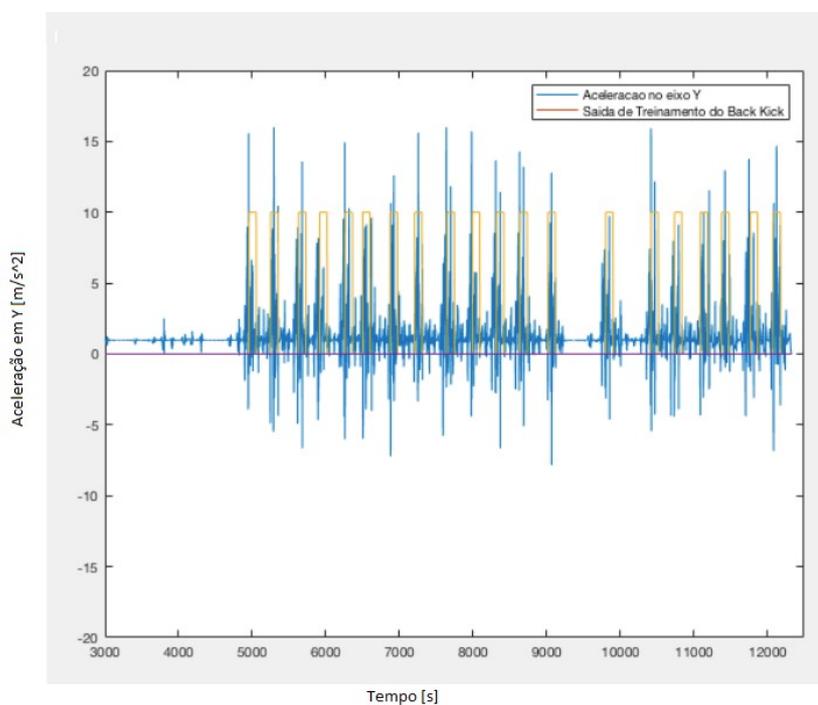


Figura 28: Treinamento de *Back Kick*.

Fonte: Autoria Própria.

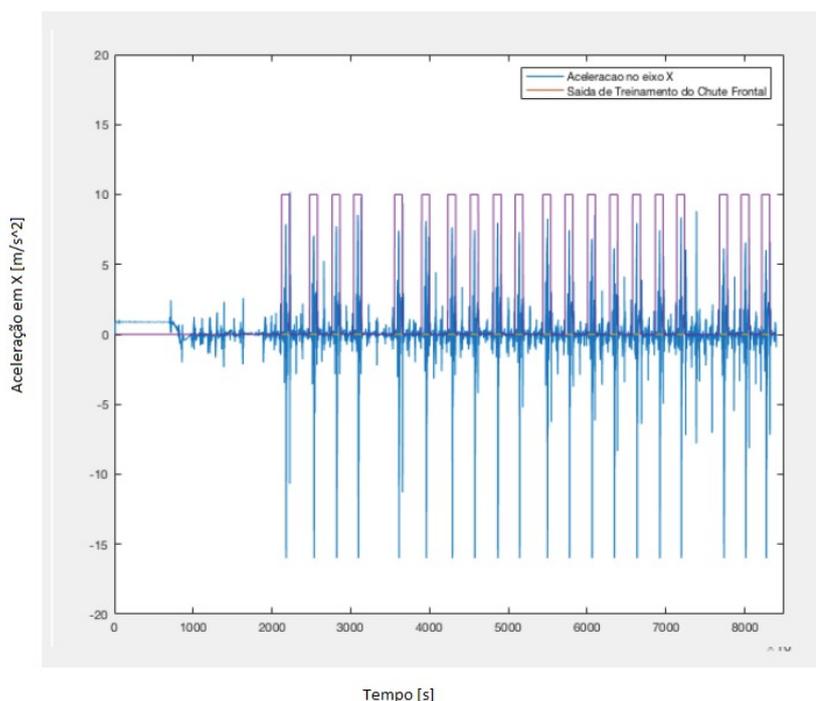


Figura 29: Treinamento do Chute Frontal.

Fonte: Autoria Própria.

6.3.2 Validação da RNA

Primeiramente foram feitas Redes Neurais para cada chute individualmente. Neste passo do processo, foi desenvolvida a maneira de como seria interpretado pela rede quando um conjunto de saídas verdadeiras, de valor 1, corresponderia a um chute.

Sendo assim, foi criado um *loop* para fazer a verificação da matriz de saída gerada pela rede. Como os dados dos chutes foram coletados pelo sensor em uma frequência de 100Hz, e cada chute durava em média 1 segundo, então a rede era verificada em blocos de 100 instantes. Se no bloco a ser avaliado o resultado era composto em pelo menos 90% de resultados verdadeiros, então aquele instante era interpretado como um chute. Essa varredura foi realizada em toda a extensão da matriz de teste.

Na Figura 30, é possível ver um exemplo da saída gerada pela rede de identificação do *low kick*. A rede teve uma eficiência de 95%. Em rosa está a saída da RNA e em azul a saída esperada.

O mesmo foi feito para as RNAs individuais dos chutes *back kick* e frontal, com eficiências de 93% e 85%, respectivamente, representado pelas Figuras 31 e 32. É possível perceber que o chute frontal foi o que obteve menor eficiência.

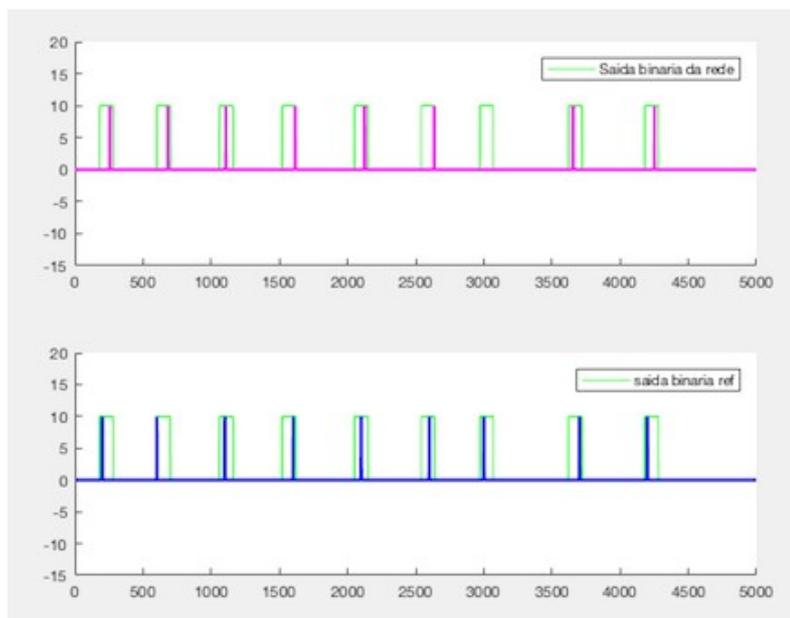


Figura 30: Saída da RNA do teste para *Low Kick*.

Fonte: Autoria Própria.

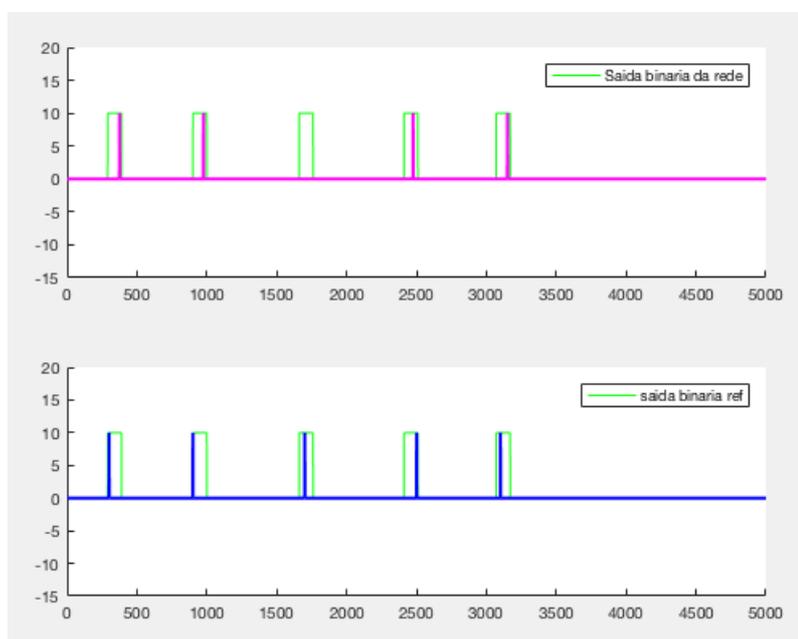


Figura 31: Saída da RNA do Teste para *Back Kick*.

Fonte: Autoria Própria.

Em seguida, foi feito um programa para fazer a identificação de sequências de diferentes chutes, para assim fazer a diferenciação de cada um através da Rede Neural. A rede foi treinada da mesma forma que anteriormente, porém, com todos os três tipos de chutes em apenas uma matriz.

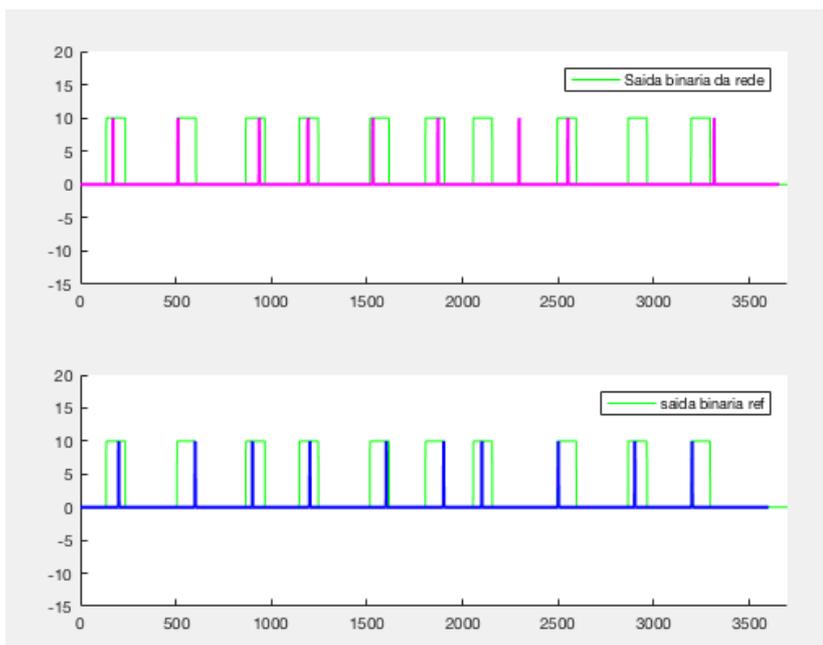


Figura 32: Saída da RNA do teste para Chute Frontal.

Fonte: Autoria Própria.

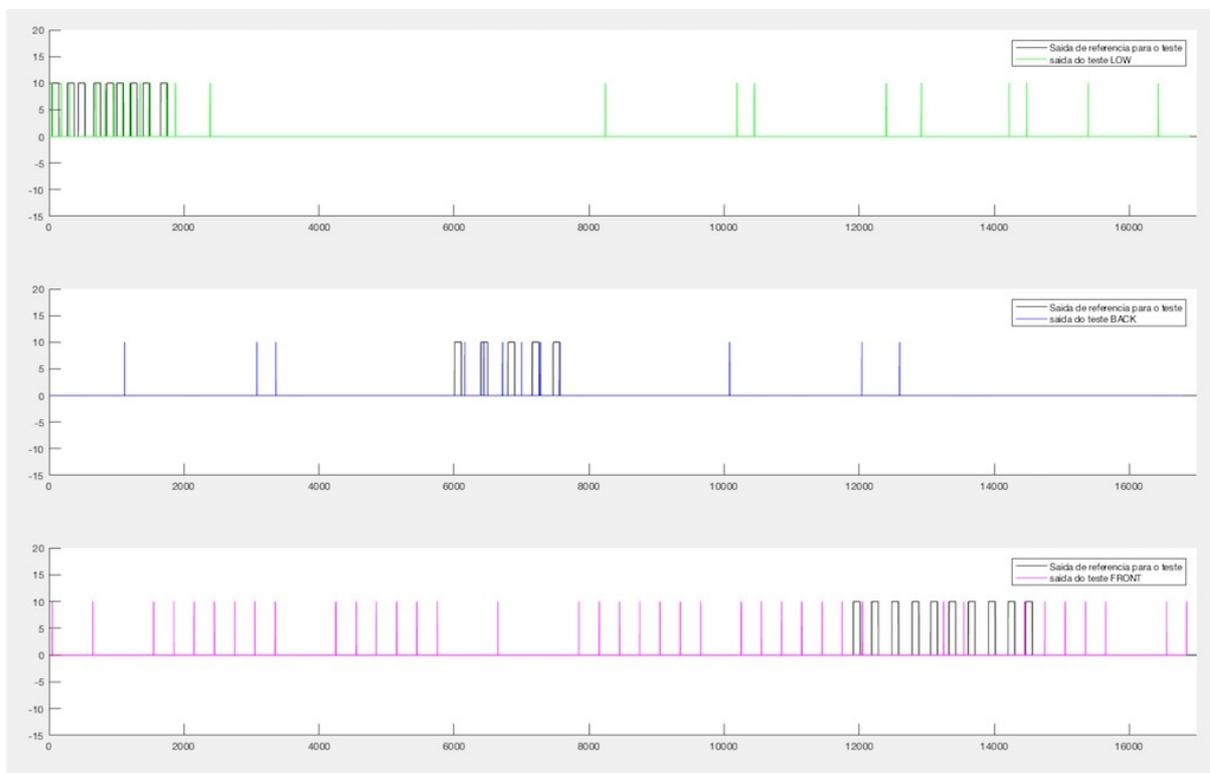


Figura 33: Saída da RNA.

Fonte: Autoria Própria.

Neste caso de diferenciação entre chutes, a eficiência de identificação caiu consideravelmente. Na Figura 33 está representada uma coleta em que a sequência de chutes foi de 9 *low kicks*, em verde, 5 *back kicks*, em azul, e 10 Frontais, em rosa.

É possível verificar que os erros neste experimento são bem maiores do que nos experimentos anteriores, em que cada chute era identificado separadamente. A eficiência de identificação de cada chute nesta segunda etapa foi de 91% dos *low kicks*, 84% dos *back kicks* e 58% dos frontais.

É possível perceber que o frontal foi novamente o chute com menos eficiência na identificação. Outra possível observação é de que os chutes acabam sendo identificados pela rede em momentos que não deveriam, como em pontos que são deferidos outras modalidades de chutes ou então situações que possam ter acontecidos movimentos bruscos do atleta ou ruídos da instrumentação.

7 CONCLUSÃO

Nesse trabalho foi realizado um estudo sobre identificação de chutes do Muay Thai através da utilização de um sensor que contém acelerômetro, giroscópio e magnetômetro e também por meio do desenvolvimento de uma Rede Neural. Os chutes escolhidos para este estudo foram os chutes *low kick*, *back kick* e chute frontal.

A partir dos experimentos realizados, foi possível concluir que a rede teve eficiências diferentes nas identificações de cada golpe de uma coleta mesclada. O chute que teve menor eficiência foi o chute frontal, com uma eficiência de identificação de apenas 58%. Enquanto os outros chutes, *low kick* e *back kick* tiveram eficiências de 91% e 84% respectivamente.

Por fim, mesmo levando em consideração as questões de diferenças nas execuções dos chutes, ainda foi possível observar erros na identificação da rede em momentos em que não haviam sido executados chutes. Nesses momentos ainda podem ter ocorrido tanto erros da RNA, por conta de padrões de treinamentos parecidos, quanto da precisão da posição dos sensores. Essas questões levantadas são sugestões para auxiliar em possíveis futuras melhorias, caso haja continuidade do trabalho.

REFERÊNCIAS

- ARAÚJO, J. F. D. F. **Construção de um magnetômetro Hall para caracterização de partículas magnéticas utilizadas em ensaios imunológicos**. 2009.
- ARBIB, M. A. **Brains, Machines, and Mathematics**. 2. ed. New York: Springer-Verlag., 2001.
- AVILA, R. **Filosofia das Artes Marciais**. p.3. Baseado em. “O Livro dos Cinco Anéis” de Miyamoto Musashi e “O Tao do JeetKune Do” de Bruce Lee., 2011.
- CRAIG, J. J. **Introduction to Robotics**. 3. ed. Uper Sadle River, NJ: Pearson Education, 2005.
- ESTEVES, A.; NASCIMENTO, A.; MOREIRA, F.; REIS, D. **Impacto no eixo ântero-posterior no chute Bandal Tchagui do Taekwondo**. no104. Revista Digital, 2007.
- FIGUEIREDO, L.; GRAFANIZ, A.; LOPES, G. S.; PEREIRA, R. **Aplicações de Acelerómetros**. 2007. Disponível em: <nebm.ist.utl.pt/repositorio/download/375>. Acesso em: 11 de Junho de 2017.
- FINAZZO, S. I.; TAMBORILLO, A. L.; P., S. A. A. **Ressonância não linear de uma bússola em campos magnéticos**. 2010.
- FORHAN, N. A. E. **GIROSCOPIOS MEMS**. 2010. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m19@80/2010/01.25.18.42>>. Acesso em: 11 de Junho 2017.
- HAYKIN, S. **Redes Neurais - Princípios e Prática**. 2. ed. Canadá: bookman, 2008.
- KAVANAGHA, J. J.; MENZ, H. B. **Accelerometry: A technique for quantifying movement patterns during walking**. 2008.
- KOVACS, Z. L. **Redes Neurais Artificiais - Fundamentos e Aplicações**. 4. ed. SP, Brasil: Livraria da Física, 2008.
- LEVINE, R. L.; DETHIER, S. **The connections between the olfactory bulb and the brain in the goldfish**. 1985. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/cne.902370402/pdf>>. Acesso em: 12 de junho de 2017.
- LOPEZ, R. F.; FERNANDEZ, J. M. **Las Redes Neurales Artificiales - Fundamentos teóricos y aplicaciones prácticas**. Espanha: netbiblo, 2008.
- MARR, D. **Minds, Brains and Computers: The Foundation of Cognitive Science**. BLACKWELL PHILOSOPHY ANTHOLOGIES, 1982.
- MOLLER, M. F. **A Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning**. 1997.

MOREIRA, C. J. M. **IDENTIFICAÇÃO DE MODELOS LINEARES PARA DINÂMICA DE ELASTOMASSAS MEMS UTILIZANDO CRITÉRIOS DA MODELAGEM CAIXA PRETA**. 2013.

MULDER, N. J.; JERONYMO, V. A. **Desenvolvimento de Protótipo para Identificação e Mensuração de Movimentos de Técnicas de Boxe**. 2016.

OKAZAKI J.B. DASCAL, F. O. L. T. V. **Ciência e Tecnologia Aplicada à Melhoria do Desempenho Esportivo**. v. 11, n. 1. Revista Mackenzie de Educação Física e Esporte, 2011.

OLIVEIRA, M.; MOREIRA, D.; GODOY. **Avaliação da força de preensão palmar em atletas de jiu-jitsu de nível competitivo - Evaluation of the palmar grip strength in jiu-jitsu athletes in competitive level**. Rev. Bras. Ciênc. Mov., 2006.

PAULO, J.; SCHULER, S. **Introdução às redes Neurais Artificiais**. v1. 2001.

PIERRE, R.; CORONADO, M. **Apostila CSI:Treinamento Análise de Vibrações Nível I – VIB I**. 2011.

RIBEIRO, M. A. **Instrumentação**. 1999.

ROA, Y. **Desenvolvimento de um sistema microcontrolado para monitoramento de atividades esportivas baseado em sensores microeletromecânicos de aceleração e giro**. 2009.

RODNEY, D.; MISHA, M.; CARVER, M. **NEUROMORPHIC ANALOGUE VLSI**. Pasadena - California: Annual Reviews, 1995.

SEJNOWSKI, T. J.; KOCH, C.; CHURCHLAND, P. S. **Computational Neuroscience**. 1988. Disponível em: <<http://www.hms.harvard.edu/bss/neuro/bornlab/nb204/papers/sejnowski-koch-churchland-science1988.pdf>>. Acesso em: 09 de Maio de 2017.

VEERE, A. **Muay Thai**. Auckland, Beirut, Budapest, Cairo, Cape Town, Dubai, Indianapolis, Kindberg, Maidenhead, Sydney, Olten, Singapore, Tehran, Toronto: Sport Publisher's Association, 2012.

ZURADA, J. M. **Introduction to Artificial Neural Systems**. St. Paul: WEST PUBLISHING COMPANY, 1992.

ANEXO A -- EXEMPLO DE ARQUIVO GERADO PELO APLICATIVO

The image shows a Microsoft Excel spreadsheet titled 'chute1'. The formula bar contains the following text: `timestamp(unix),attitude_roll(radians),attitude_pitch(radians),attitude_yaw(radians),rotation_rate_x(radians/s),rotation_rate_y(radians/s),rotation_rate_z(radians/s),gravity_x(G),gravity_y(G),gravity_z(G),user_acc_x(G),user_acc_y(G),user_acc_z(G),magnetic_field_x(microteslas),magnetic_field_y(microteslas),magnetic_field_z(microteslas),latitude(degree),longitude(degree),altitude(meter),speed(m/s),course(degree),timestamp(unix),User Mark`. The spreadsheet grid displays numerical data for columns A through N and rows 1 through 37. The data consists of a long list of comma-separated values, likely representing sensor readings over time.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
1	timestamp(unix),attitude_roll(radians),attitude_pitch(radians),attitude_yaw(radians),rotation_rate_x(radians/s),rotation_rate_y(radians/s),rotation_rate_z(radians/s),gravity_x(G),gravi													
2,-25.440083,-49.270327,918.957642,-1.000000,-1.000000,1495067945.876017,													
3	1495067945.942219,-1.950237,1.493653,2.910117,0.020882,0.066944,-0.032527,-0.071585,-0.997026,0.028546,0.004996,0.026460,-0.001461,11.025933,14.298205,3.320938,.....													
4	1495067945.962233,-1.958004,1.494690,2.919032,0.009465,0.064682,-0.085861,-0.070404,-0.997105,0.028710,-0.015045,0.067967,0.012809,11.025933,14.298205,3.320938,.....													
5,-25.440083,-49.270327,918.957642,-1.000000,-1.000000,1495067943.080781,													
6,-25.440083,-49.270327,918.957642,-1.000000,-1.000000,1495067945.903910,													
7	1495067945.982257,-1.962965,1.496705,2.925321,0.002902,0.035016,-0.061425,-0.068404,-0.997256,0.028291,0.003859,0.003741,-0.000658,10.972695,14.332489,3.349371,.....													
8,-25.440083,-49.270327,918.957642,-1.000000,-1.000000,1495067945.904928,													
9	1495067946.002271,-1.966924,1.497484,2.929281,0.002742,-0.006328,-0.033801,-0.067575,-0.997314,0.028262,-0.004065,0.010970,0.006238,10.972695,14.332489,3.349371,.....													
10	1495067946.022281,-1.977276,1.497969,2.940567,0.038021,0.065857,-0.036757,-0.066834,-0.997349,0.028769,0.006485,0.011769,-0.000754,10.952937,14.347184,3.351117,.....													
11	1495067946.042292,-1.983327,1.498882,2.947091,0.004716,-0.009271,-0.007125,-0.065824,-0.997415,0.028807,-0.020083,0.003046,-0.011443,10.925856,14.366219,3.357974,.....													
12	1495067946.062322,-1.983402,1.499096,2.946091,-0.011263,-0.080429,-0.011586,-0.065627,-0.997431,0.028727,-0.013779,0.007761,0.002263,10.925856,14.366219,3.357974,.....													
13	1495067946.082320,-1.989000,1.499209,2.949848,-0.016631,-0.079354,-0.008397,-0.065362,-0.997439,0.029048,-0.000617,0.012057,0.014867,10.927292,14.368509,3.343466,.....													
14	1495067946.102339,-1.983394,1.499216,2.943212,-0.035055,-0.066496,0.027837,-0.065517,-0.997439,0.028678,0.004833,-0.001508,0.034829,10.930365,14.371048,3.322448,.....													
15,-25.440089,-49.270343,918.957642,-1.000000,-1.000000,1495067946.047664,													
16	1495067946.122346,-1.972725,1.498432,2.931102,-0.054514,-0.049404,0.058748,-0.066539,-0.997383,0.028284,0.001582,0.011253,0.015479,10.950926,14.356296,3.318511,.....													
17,-25.440089,-49.270343,918.957642,-1.000000,-1.000000,1495067946.058484,													
18	1495067946.142379,-1.955357,1.497699,2.913523,-0.036331,0.017478,0.053609,-0.067699,-0.997330,0.027398,-0.022771,0.019638,0.000052,10.960678,14.350090,3.313157,.....													
19	1495067946.162402,-1.933204,1.496065,2.892265,-0.012624,0.047117,0.023884,-0.069812,-0.997209,0.026470,-0.016659,0.010774,-0.011058,10.990324,14.322139,3.335818,.....													
20	1495067946.182425,-1.925095,1.495751,2.884591,-0.009382,0.007812,0.021670,-0.070318,-0.997185,0.026011,-0.001307,0.006737,-0.004847,10.337708,14.658797,5.475526,.....													
21	1495067946.202440,-1.918740,1.495669,2.878127,-0.003071,-0.029156,0.039774,-0.070559,-0.997179,0.025592,0.011767,0.010988,-0.010959,10.337708,14.658797,5.475526,.....													
22	1495067946.222456,-1.916684,1.494121,2.876303,0.017301,0.020714,0.028207,-0.072063,-0.997062,0.025970,-0.014317,0.012382,0.004563,10.356083,14.642782,5.483652,.....													
23	1495067946.242475,-1.917833,1.493327,2.878500,0.022737,0.052528,0.012301,-0.072778,-0.997001,0.026322,-0.000769,0.013755,-0.008790,10.368963,14.634789,5.480646,.....													
24	1495067946.262487,-1.917898,1.493027,2.878818,0.007723,0.007959,0.021761,-0.073058,-0.996978,0.026428,-0.007554,0.016051,-0.001984,10.368963,14.634789,5.480646,.....													
25	1495067946.282500,-1.920108,1.491999,2.880992,0.003581,0.001534,0.001484,-0.073962,-0.996897,0.026941,-0.006421,0.016581,0.010825,10.381763,14.624512,5.483846,.....													
26	1495067946.302510,-1.920076,1.491895,2.881192,-0.004952,0.011087,-0.002777,-0.074060,-0.996889,0.026974,-0.003699,0.011797,0.001484,10.383860,14.624445,5.480052,.....													
27	1495067946.322542,-1.918790,1.491890,2.880096,-0.009161,0.011061,-0.013447,-0.074099,-0.996889,0.026880,-0.007276,0.013536,0.003500,10.383860,14.624445,5.480052,.....													
28,-25.440089,-49.270344,918.957642,-1.000000,-1.000000,1495067946.281366,													
29	1495067946.342563,-1.915178,1.491941,2.876675,-0.006911,0.011012,-0.030498,-0.074149,-0.996893,0.026595,-0.005182,0.011465,0.000245,10.384799,14.622533,5.483378,.....													
30,-25.440089,-49.270345,918.957642,-1.000000,-1.000000,1495067946.316681,													
31	1495067946.362565,-1.916604,1.492425,2.878259,0.002699,0.004776,-0.030435,-0.073657,-0.996931,0.026537,-0.000272,0.011014,-0.005358,10.378576,14.623846,5.491651,.....													
32	1495067946.382594,-1.920416,1.492893,2.882201,0.015519,0.005834,-0.028272,-0.073117,-0.996967,0.026658,-0.000995,0.012180,-0.002824,10.378576,14.623846,5.491651,.....													
33	1495067946.402614,-1.928858,1.493239,2.890593,0.005912,-0.002661,-0.030444,-0.072566,-0.996994,0.027153,0.001032,0.008911,0.006340,10.367605,14.631862,5.491023,.....													
34	1495067946.422625,-1.935953,1.493577,2.897668,0.000563,0.002653,-0.030444,-0.072057,-0.997020,0.027547,-0.005214,0.010066,0.012125,10.355030,14.646097,5.476785,.....													
35	1495067946.442644,-1.940814,1.494059,2.902675,-0.011216,0.004792,-0.028334,-0.071474,-0.997057,0.027723,0.001192,0.008410,0.005861,10.355030,14.646097,5.476785,.....													
36	1495067946.462665,-1.941187,1.494522,2.903127,-0.009077,0.005852,-0.028326,-0.071033,-0.997093,0.027583,-0.002163,0.014182,0.000371,10.343382,14.654797,5.475921,.....													
37,-25.440089,-49.270345,918.957642,-1.000000,-1.000000,1495067946.482684,													

Figura 34: Arquivo Gerado pelo Aplicativo

ANEXO B -- CÓDIGO PARA IDENTIFICAÇÃO DOS CHUTES POR MATLAB

```

        clc;
clear all;
close all;

        % Carregando arquivo
dados = csvread('chute_40.csv',1,0);

        % Configurando entradas
%aceleracao angular (Pitch)y (Roll)z aceleracao x y z
%colunas 6, 7 e 11, 12, 13
a=[dados(:,6) dados(:,7) dados(:,11) dados(:,12) dados(:,12)];
entrada_teste = a(14501:17000,:);
a = a(1:14500,:);

        % Modelo de atraso de amostras para o treinamento
%criação da matriz de entrada
w1_1=a(:,1); w2_2=a(:,2); axx=a(:,3); ayy=a(:,4); azz=a(:,5);
w1=w1_1;w2=w2_2;ax=axx;ay=ayy;az=azz;
j=0;
k=0;
for j = 1:9
for k = j:14499
w12(k+1,1) = w1(k,1);
for l = 1:j
w12(l,1) = 0;
end
end
end

```

```

w1=w12;
w1_9(:,j) = w12;
end
w1_9 = horzcat(w1_1, w1_9);

.
.

% Procedimento feito para todas as colunas da matriz de entrada
.
.
j=0;
k=0;
for j = 1:9
for k = j:14499
az2(k+1,1) = az(k,1);
for l = 1:j
az2(l,1) = 0;
end end
az=az2;
az_9(:,j) = az2;
end
az_9 = horzcat(azz, az_9);

matriz_e = horzcat( w1_9 , w2_9 , ax_9 , ay_9 , az_9 );

% O mesmo atraso foi feito com as amostras para o teste
... matriz_teste = horzcat(t1_9 , t2_9 , t3_9 , t4_9 , t5_9 );

% Definição da saída de treinamento
saida = zeros (1700, 1);
saida = vertcat(saida, ones (80, 1));
saida = vertcat(saida, zeros (550, 1));

```

```

saida = vertcat(saida, ones (80, 1));
saida = vertcat(saida, zeros (250, 1));
saida = vertcat(saida, ones (80, 1));
saida = vertcat(saida, zeros (160, 1));

.

.

saida = vertcat(saida, ones (80, 1));
saida = vertcat(saida, zeros (70, 1));
saida = vertcat(saida, ones (80, 1));
saida = vertcat(saida, zeros (150, 1));
saida = vertcat(saida, ones (80, 1));
saida = vertcat(saida, zeros (70, 1));
saida = vertcat(saida, ones (80, 1));
saida = vertcat(saida, zeros (1810, 1));
saida = vertcat(saida, ones (80, 1));
saida = vertcat(saida, zeros (60, 1));
saida = vertcat(saida, ones (80, 1));
saida = vertcat(saida, zeros (440, 1));

    % Definição da saída de teste para comparar com resultados da rede .

.

.

% A mesma definição de saídas foi feita para a saída de teste

    % rede _____
% matriz_e - input data.
% saida - target data.
for i = 1:10
x = matriz_e';
t = saida';

    trainFcn = 'trainscg';
hiddenLayerSize = 15;

```

```
net = patternnet(hiddenLayerSize);

    % Divisão das amostras para treinamento, validação e teste
net.divideParam.trainRatio = 85/100;
net.divideParam.valRatio = 5/100;
net.divideParam.testRatio = 10/100;

    % Treinamento da rede
[net, tr] = train(net, x, t);

    % Teste da rede
saida_teste = round((sim(net, matriz_teste'))');

    plot(entrada_teste(:,2), 'k');
hold on
plot(saida_teste*10, 'm');
plot(saida2*10, 'g'); legend('Chutes', 'Saida da rede', 'Saida de referencia para o teste');
close all

    subtracao = saida2 - saida_teste;
soma = sum(abs(subtracao));
eficiencia(i) = 100-(soma*100/2500);

    end
eficiencia = sum(eficiencia)/10
```