

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA  
CENTRO DE TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA**

**IDENTIFICAÇÃO DO COMPORTAMENTO DO PASTEJO  
EM RUMINANTES ATRAVÉS DO USO DE FILTROS  
DIGITAIS BASEADOS EM ANÁLISE ESPECTRAL**

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO**

**Jonas Tadeu Reichert**

**Santa Maria, RS, Brasil  
2015**

**IDENTIFICAÇÃO DO COMPORTAMENTO DO PASTEJO EM  
RUMINANTES ATRAVÉS DO USO DE FILTROS DIGITAIS  
BASEADOS EM ANÁLISE ESPECTRAL**

**Jonas Tadeu Reichert**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de  
Pós-Graduação em Informática, Linha de Pesquisa em Microeletrônica e  
Processamento de Sinais, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS),  
como requisito parcial para obtenção do grau de  
**Mestre em Computação.**

**Orientador: Prof. Dr. João Baptista dos Santos Martins**

**Santa Maria, RS, Brasil  
2015**

**Universidade Federal de Santa Maria  
Centro de Tecnologia  
Programa de Pós-Graduação em Informática**

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,  
aprova a Dissertação de Mestrado

**IDENTIFICAÇÃO DO COMPORTAMENTO DO PASTEJO EM  
RUMINANTES ATRAVÉS DO USO DE FILTROS DIGITAIS  
BASEADOS EM ANÁLISE ESPECTRAL**

elaborada por  
**Jonas Tadeu Reichert**

como requisito parcial para obtenção do grau de  
**Mestre em Computação**

**COMISSÃO EXAMINADORA:**

**João Baptista dos Santos Martins, Dr.**  
(Presidente/Orientador)

**Marcelo da Silva Cecim, Dr. (UFSM)**

**Rolf Fredi Molz, Dr. (UNISC)**

Santa Maria, 01 de outubro de 2015.

Dedico este trabalho aos meus pais Egon e Nelsi, e a minha companheira em todas as horas, Ana Clara.

## **AGRADECIMENTOS**

Inicialmente agradeço ao meu orientador Professor Doutor João Baptista dos Santos Martins pelo apoio e incentivo, pelas sugestões de leituras, conselhos e orientação no processo de elaboração desta dissertação.

Agradeço as equipes das empresas Chip Inside Tecnologia e TechVet Jr. pela disponibilização do equipamento, pelas aulas de anatomia e comportamento animal, e por todo o suporte e apoio durante o desenvolvimento do sistema descrito neste trabalho.

Agradeço as equipes do Programa de Pós-Graduação em Medicina Veterinária (PPGMV) e do Departamento de Clínica de Grandes Animais pelo auxílio na concepção do equipamento e coleta dos dados.

Por fim, agradeço as equipes do Programa de Pós-Graduação em Informática (PPGI) e do Grupo de Microeletrônica (GMicro) por proporcionar a oportunidade de desenvolver este trabalho.

Nenhum computador tem consciência do que faz. Mas, na maior parte do tempo, nós também não.

(Marvin Minsky)

## RESUMO

Dissertação de Mestrado  
Programa de Pós-Graduação em Informática  
Universidade Federal de Santa Maria

### **IDENTIFICAÇÃO DO COMPORTAMENTO DO PASTEJO EM RUMINANTES ATRAVÉS DO USO DE FILTROS DIGITAIS BASEADOS EM ANÁLISE ESPECTRAL**

AUTOR: JONAS TADEU REICHERT

ORIENTADOR: JOÃO BAPTISTA DOS SANTOS MARTINS

Data e Local da Defesa: Santa Maria, 01 de outubro de 2015.

Este trabalho apresenta a concepção de um sistema que possibilita a obtenção de informações que podem contribuir com o aprimoramento do sistema de alimentação utilizado pelos pecuaristas, possibilitando o aumento da produção e manutenção da saúde do rebanho, através de dados obtidos com a utilização de tecnologias de monitoração remota e metodologias de análise comportamental, ferramentas pouco exploradas na Pecuária de Precisão brasileira. Inicialmente é apresentado um estudo realizado sobre os princípios de monitoração e os dispositivos que possibilitam a extração de dados a partir destes princípios. Em sequência, são apresentadas algumas das técnicas de identificação comportamental mais relevantes. O sistema desenvolvido tem seu foco principal na apresentação de informações relativas ao tempo de pastejo (consumo de espécies herbáceas e arbustos a campo), mas também apresenta informações de outras características do comportamento apresentado pelo animal monitorado. As informações são obtidas a partir da aplicação de filtros digitais, desenvolvidos com base na análise espectral de amostras de aceleração das atividades apresentadas pelos animais monitorados, e algoritmos de identificação comportamental, baseados em características chave das atividades relevantes. O sistema faz uso de um dispositivo de monitoração baseado em um acelerômetro, sem capacidade de processamento destinada à manipulação de dados e sistema de transmissão de dados embarcado, de forma que os dados são coletados e processados em momentos distintos. O processamento dos dados é efetuado em uma plataforma PC. O sistema desenvolvido apresentou resultados promissores, validados com o uso etogramas criados a partir da metodologia clássica de observação de comportamento animal.

**Palavras-chave:** Acelerômetro. Identificação Comportamental. Pecuária de Precisão.

## ABSTRACT

This work presents the conception of a system that allows the obtainment of information that may help to improve the feeding system used by livestock farmers, enabling a production increasing and herd health conservation, using data acquired through remote monitoring devices technologies and behavior analysis techniques, tools not yet fully explored on Brazilian precision livestock farming. Initially, a study based on the monitoring principles, and related devices that enable the extraction of data through the use of those principles, is presented. Further on, some of the most relevant behavioral identification techniques are also presented. The main focus of the developed system is to provide grazing time related information, but it also provides information about other behavioral characteristics presented by the monitored animal. The information is obtained through the application of digital filters, developed based on the spectral analysis of animal's activities acceleration data, and behavioral identification algorithms, developed based on the most relevant activities key-based characteristics. The system uses an accelerometer based monitoring device, without data processing capabilities (just data recording) or embedded data transmission system, so that data recording and data processing have to be done in distinct moments. The data processing is executed on a PC platform. The developed system provided promising results, validated through ethograms, created by classic animal behavior observation methodology.

**Keywords:** Accelerometer. Behavior Identification. Precision Livestock Farming.



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Comparação entre os Princípios de Monitoração.....	26
Tabela 2 - Comparação entre as Técnicas de Identificação Comportamental.....	33
Tabela 3 - Características Físicas do Dispositivo de Coleta de Dados.....	53
Tabela 4 - Características Físicas do Invólucro com o Dispositivo de Coleta de Dados .....	55
Tabela 5 - Características Físicas do Buçal .....	56
Tabela 6 - Características do Animal .....	56
Tabela 7 - Configuração utilizada no Dispositivo de Coleta de Dados.....	57
Tabela 8 - Interação entre Ação e Aceleração da Gravidade .....	58
Tabela 9 - Classificação de Atividades .....	60
Tabela 10 - Filtros Avaliados .....	69
Tabela 11 - Características do Filtro Selecionado .....	69
Tabela 12 - Resultado da Validação do Sistema .....	81

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Processamento Digital de um Sinal Analógico.....	36
Figura 2 - Representação de um filtro Passa Baixas .....	40
Figura 3 - Representação de um filtro Passa Altas .....	40
Figura 4 - Representação de um filtro Passa Faixa .....	41
Figura 5 - Representação de um filtro Rejeita Faixa .....	42
Figura 6 - Aproximações de um filtro Passa Baixas .....	43
Figura 7 - Curva de resposta do filtro Butterworth .....	45
Figura 8 - Curva de resposta do filtro Chebyshev I de ordem impar .....	46
Figura 9 - Curva de resposta do filtro Chebyshev I de ordem par.....	46
Figura 10 - Curva de resposta do filtro Chebyshev II de ordem impar .....	47
Figura 11 - Curva de resposta do filtro Chebyshev II de ordem par .....	47
Figura 12 - Curva de resposta do filtro Elíptico .....	49
Figura 13 - Dispositivo de Coleta de Dados.....	52
Figura 14 - Invólucro do Dispositivo de Coleta de Dados .....	54
Figura 15 - Dispositivo de Coleta de Dados e Invólucro .....	54
Figura 16 - Buçal para a Fixação do Invólucro do Dispositivo de Coleta de Dados junto ao Animal .....	55
Figura 17 - Orientação do Dispositivo de Coleta de Dados .....	58
Figura 18 - Sinal de uma Amostra Completa de Aceleração .....	59
Figura 19 - Sinal de uma Amostra Geral de Aceleração com Identificação das Atividades....	61
Figura 20 - Sinal de Aceleração e Espectro da Amostra de Ócio.....	63
Figura 21 - Sinal de Aceleração e Espectro da Amostra de Pastejo.....	64
Figura 22 - Sinal de Aceleração e Espectro da Amostra de Ingestão de Água .....	65
Figura 23 - Sinal de Aceleração e Espectro da Amostra de Caminhada .....	66
Figura 24 - Sinal de Aceleração e Espectro da Amostra de Trote.....	67
Figura 25 - Amplitude e Fase do Filtro .....	70
Figura 26 - Sinal Original e Filtrado da Amostra Geral de Aceleração .....	71
Figura 27 - Algoritmo de Identificação da Postura .....	73
Figura 28 - Sinal Original com Identificação das Atividades e Filtrado com o Resultado da Identificação da Postura pelo Algoritmo .....	74
Figura 29 – Fluxograma de Identificação do Pastejo .....	76
Figura 30 - Sinal Original com Identificação das Atividades e Filtrado com o Resultado da Identificação do Pastejo pelo Algoritmo .....	77
Figura 31 - Fluxograma de Identificação do Pastejo e Ingestão de Água .....	78
Figura 32 - Sinal Original com Identificação das Atividades e Filtrado com o Resultado da Identificação do Pastejo e da Ingestão de Água pelo Algoritmo.....	79
Figura 33 - Dados Retornados pelo Algoritmo .....	79

## LISTA DE ABREVIATURAS

ACR	Árvores de Classificação e Regressão
ADC	<i>Analog to Digital Converter</i>
ADL	Análise Discriminante Linear
CSV	<i>Coma-Separated Values</i>
DAC	<i>Digital to Analog Converter</i>
DCD	Dispositivo de Coleta de Dados
FA	Florestas Aleatórias
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
GPS	<i>Global Positioning System</i>
MA	Máquinas de Aprendizagem
MAS	Máquina de Aprendizado Supervisionado
MVS	Máquinas de Vetores de Suporte
PC	<i>Personal Cumputer</i>
PLA	<i>PolyLactic Acid</i>
RNA	Redes Neurais Artificiais
TDF	Transformada Discreta de Fourier
UHF	<i>Ultra High Frequency</i>
VHF	<i>Very High Frequency</i>

## SUMÁRIO

1	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	14
1.1	<b>Contextualização</b> .....	14
1.2	<b>Contribuições e Objetivos</b> .....	16
1.3	<b>Organização da Dissertação</b> .....	18
2	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	19
2.1	<b>Princípios de Monitoração</b> .....	20
2.1.1	Rastreamento .....	20
2.1.1.1	Radiofrequência .....	21
2.1.1.2	Rede de Sensores .....	22
2.1.1.3	GPS .....	22
2.1.2	Bioacústica .....	23
2.1.3	Manometria.....	24
2.1.4	Eletromiografia de Superfície.....	25
2.1.5	Acelerometria .....	25
2.1.6	Comparação entre os Princípios de Monitoração .....	26
2.2	<b>Técnicas de Identificação Comportamental</b> .....	27
2.2.1	Máquina de Aprendizado Supervisionado.....	27
2.2.1.1	Análise Discriminante Linear .....	28
2.2.1.2	Máquina de Vetores de Suporte.....	28
2.2.1.3	Árvore de Classificação e Regressão.....	29
2.2.1.4	Florestas Aleatórias.....	30
2.2.1.5	k-NN .....	30
2.2.1.6	Redes Neurais Artificiais .....	31
2.2.2	Clustering .....	31
2.2.2.1	k-means .....	32
2.2.3	Característica Chave .....	32
2.2.4	Comparação entre as Técnicas de Identificação Comportamental .....	32
3	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b> .....	34
3.1	<b>Sinal</b> .....	34
3.2	<b>Processamento de Sinais</b> .....	35
3.2.1	Origem.....	35
3.2.2	Processamento Digital de Sinais .....	36
3.3	<b>Filtros</b> .....	37
3.3.1	Ganho .....	37
3.3.2	Seletividade .....	38
3.3.2.1	Passa Baixas.....	39
3.3.2.2	Passa Altas .....	40
3.3.2.3	Passa Faixa.....	41
3.3.2.4	Rejeita Faixa .....	42
3.3.3	Aproximações.....	42
3.3.3.1	Butterworth .....	44
3.3.3.2	Chebyshev I .....	45
3.3.3.3	Chebyshev II.....	46
3.3.3.4	Elíptico.....	48
3.4	<b>Análise Espectral</b> .....	49
3.4.1	Transformada Discreta de Fourier .....	49
4	<b>DESENVOLVIMENTO E VALIDAÇÃO DO SISTEMA</b> .....	51

4.1	<b>Dispositivo de Coleta de Dados</b> .....	52
4.1.1	Fixação do Dispositivo de Coleta dos Dados .....	53
4.2	<b>Sistema de Classificação</b> .....	56
4.2.1	Coleta de Dados.....	56
4.2.2	Análise dos Dados .....	58
4.2.2.1	Análise Subjetiva .....	60
4.2.2.2	Análise Objetiva .....	61
4.2.2.2.1	Análise da Amostra de Ócio.....	62
4.2.2.2.2	Análise das amostras de Alimentação.....	63
4.2.2.2.3	Análise das Amostras de Deslocamento .....	65
4.2.2.3	Conclusões de Análise .....	67
4.2.3	Desenvolvimento do filtro .....	68
4.2.4	Identificação da Postura.....	72
4.2.5	Identificação do Pastejo.....	74
4.2.6	Informações Adicionais.....	77
4.3	<b>Validação</b> .....	80
5	<b>CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS</b> .....	82
5.1	<b>Trabalhos Futuros</b> .....	82
	<b>BIBLIOGRAFIA</b> .....	84

# 1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo é apresentada uma breve contextualização, seguida das contribuições, objetivos, e organização desta dissertação. A contextualização apresenta o atual cenário da produção leiteira nacional e sua evolução através dos anos, bem como os motivos de sua evolução. As contribuições e objetivos apresentam uma breve descrição do sistema desenvolvido e sua finalidade principal. A organização apresenta uma descrição dos tópicos abordados em cada capítulo.

## 1.1 Contextualização

O Brasil é o sexto maior produtor de leite do mundo e cresce a uma taxa anual de 4%, taxa superior à de todos os países que ocupam os primeiros lugares. A produção atual responde por 66% do volume total de leite produzido nos países que compõem o Mercado Comum do Sul (MERCOSUL). O leite está entre os seis produtos mais importantes da agropecuária brasileira, ficando a frente de produtos tradicionais como o café beneficiado e o arroz [1].

O Agronegócio do Leite e seus derivados desempenha um papel relevante no suprimento e na geração de emprego e renda para a população, sendo responsável por 40% dos postos de trabalho no meio rural. O país tem, hoje, acima de um milhão e cem mil propriedades que exploram leite, ocupando diretamente 3,6 milhões de pessoas. Para ter-se uma ideia mais objetiva do impacto deste setor na nossa economia, a elevação na demanda final por produtos lácteos em um milhão de reais gera 195 empregos permanentes. Este impacto supera o de setores tradicionalmente importantes como o automobilístico, o de construção civil, o siderúrgico e o têxtil [1].

A produção do leite no Brasil cresceu a uma taxa relativamente constante desde 1974 até os dias atuais. Segundo dados da Pesquisa Pecuária Municipal [2], o país saiu do patamar de 7,1 bilhões de litros produzidos naquele ano, alcançando o de 32,1 bilhões de litros em 2011 (crescimento superior a 350% no período), ultrapassando hoje o de 35 bilhões de litros.

Este crescimento observado na produção de leite pode ser decomposto em dois componentes. O primeiro diz respeito ao aumento do número de vacas ordenhadas e, portanto, da capacidade produtiva. O segundo, ao crescimento da produtividade dos animais brasileiros.

O efetivo produtor de leite, que em 1974, era de 10,8 milhões de vacas, assim como a produção, cresceu até a primeira metade dos anos 1990. Contudo, entre os anos de 1992 e 1996 houve uma queda de 20,47 milhões para 16,27 milhões no número de vacas ordenhadas no Brasil. O efetivo só se restabeleceu em 2005 (20,62 milhões de vacas). Essa diminuição do rebanho não comprometeu a produção. Daí se deduz que o aumento de produtividade do setor foi o fator que sustentou o crescimento da produção durante este período. Registros apontam que uma vaca brasileira que produzia, em 1974, uma média de 665 litros ao ano passou a produção de 1.381 litros ao ano em 2011, confirmando o aumento de produtividade [2]. No entanto, este cenário vem se alterando. A produtividade do rebanho nacional cresceu aproximadamente 23% nos últimos 10 anos, enquanto o número de vacas ordenhadas cresceu quase 50% [3].

É seguro afirmar que os ganhos de produtividade advêm basicamente de tecnologias que melhoram a eficiência do uso dos fatores de produção. Os melhoramentos da genética de nossos rebanhos leiteiros, na alimentação e na saúde do animal, tiveram importantes participações nesta evolução.

No melhoramento genético, houve nos últimos anos aumento da participação das raças europeias na composição dos rebanhos, hoje predominantemente mestiço Holandês/Zebu, assim como uma extraordinária evolução no melhoramento do Zebu para leite, particularmente o Gir e o Guzerá. Atualmente cerca de 70% das doses de sêmen comercializadas para gado de leite no Brasil são importadas. A técnica de inseminação artificial é utilizada em cerca de 10% do rebanho [3].

Na alimentação, a revolução foi marcante. Nos últimos 25 anos, as áreas de pastagens cultivadas no Brasil aumentaram 151%. Estimativas mais recentes indicam que essas áreas atingiram 100 milhões de hectares no final da década de 1990 [1].

Manter uma alimentação adequada é de fundamental importância, tanto do ponto de vista nutricional quanto econômico. Em um sistema de produção de leite a alimentação do rebanho tem um custo efetivo representativo, podendo representar até 70% do custo total da manutenção das vacas em lactação.

Como ruminante, a vaca de leite é capaz de transformar alimentos não essenciais (forragens e forrageiras) aos não ruminantes, em produtos de valor econômico. Entretanto, à medida que se busca maior produtividade por animal, os volumosos (pasto, silagem e feno)

por si sós, não são suficientes para manter esta maior produtividade. Neste caso, além dos volumosos, a alimentação do gado de leite deve ser acrescida de uma mistura de concentrados, minerais e algumas vitaminas.

Um sistema de alimentação eficaz é baseado nos requerimentos nutricionais (proteína, energia, minerais e vitaminas) para cada categoria de animal do rebanho e na composição química dos alimentos utilizados. A combinação ideal para formular uma dieta adequada pode ser realizada de forma manual, com o uso de dados tabelados, ou com a ajuda de programas de computador [1].

A eficácia deste sistema de alimentação pode ser maximizada com a monitoração precisa da quantidade de cada alimento que foi ingerido por cada animal no decorrer do dia. O fornecimento destes dados é um dos alvos da Pecuária de Precisão, onde inovações tecnológicas buscam a monitoração de cada animal em seu ambiente.

A base da proposição da Pecuária de Precisão está no monitoramento individual e remoto dos animais e pastagens, possibilitado pelos novos avanços nas áreas de tecnologia, visando fornecer informações sobre a situação de cada indivíduo e local. A aquisição dos dados para a monitoração se dá pelo uso de sensores que possam fornecer qualquer informação que possa ser processada e utilizada a favor da maximização da eficiência do sistema de produção.

## **1.2 Contribuições e Objetivos**

Hoje a produção nacional é capaz de fornecer à população brasileira aproximadamente 170 litros/habitante/ano, quantidade inferior aos 210 litros recomendados pelos órgãos de saúde nacionais e internacionais. Com a estimativa de crescimento da população brasileira até 2023 para 216 milhões de habitantes, o volume de leite produzido deverá ser de no mínimo 45,3 bilhões de litros/ano para conseguir atender somente a população brasileira, um aumento considerável em relação à produção atual [3]. Para atingir esta meta de produção, serão necessárias abordagens diferentes das utilizadas no passado.

O aumento das áreas de pastagens para o suprimento da demanda gerada pelo crescente número de vacas em lactação traz consigo impactos indesejáveis, estando entre os principais, a necessidade de desmatamento e a utilização de espaços atualmente utilizados



para a produção agrícola, igualmente importante para a economia e alimentação da população brasileira.

O melhoramento genético, apesar de trazer um resultado predominantemente positivo, encontra desafios no acompanhamento profissional adequado para a seleção dos genes que favoreçam a produção e adequação do animal à região em que ele se localiza, e apresenta um tempo de resposta consideravelmente longo, levando em consideração o tempo necessário para o início da produção de uma nova geração, que pode, inclusive, não ter herdado as características desejadas.

Mesmo com o melhoramento genético, se faz necessária a maximização da eficiência do sistema de alimentação. Para isso, é necessário que o pecuarista possua um conhecimento apurado sobre cada animal de sua propriedade. Levando-se em conta a quantidade elevada de animais que pode existir em uma propriedade, conhecer a rotina de cada um, sem qualquer auxílio de ferramentas de monitoramento remoto, é uma tarefa quase impossível. Além das ferramentas de monitoramento, é necessário que os dados coletados sejam analisados e interpretados para assim se transformar em informações relevantes para o melhoramento do sistema de alimentação.

O objetivo deste estudo é a obtenção de informações que contribuam com o aprimoramento do sistema de alimentação utilizado pelos pecuaristas, possibilitando o aumento da produção e manutenção da saúde do rebanho leiteiro, através de dados obtidos com a utilização de tecnologias de monitoração remota e metodologias de análise comportamental. Mais especificamente, a concepção de um sistema que possibilite a obtenção de informações relativas ao tempo de pastejo (consumo de espécies herbáceas e arbustos a campo) com base em dados de aceleração tridimensional coletados por um dispositivo de monitoração fixado ao animal. As informações desejadas serão obtidas a partir da aplicação de filtros desenvolvidos com base na análise espectral e algoritmos de identificação comportamental.

O sistema alvo deste trabalho fará uso de um dispositivo de monitoração remota sem capacidade de processamento destinada à manipulação de dados e sistema de transmissão de dados embarcado, de forma que os dados deverão ser coletados e processados em momentos distintos. O processamento dos dados será efetuado em um computador pessoal (PC - *Personal Computer*).

Os resultados obtidos serão validados com o uso da metodologia clássica de observação de comportamento animal.

### **1.3 Organização da Dissertação**

Neste capítulo foi apresentada uma breve introdução ao assunto e os objetivos do desenvolvimento deste trabalho.

O capítulo 2 apresenta uma revisão sobre os princípios e formas de monitoração de comportamento, além de possíveis aplicações. Neste capítulo também é apresentada uma breve descrição das principais técnicas de identificação comportamental encontradas na literatura.

O capítulo 3 apresenta uma fundamentação teórica dos filtros e da ferramenta de análise utilizada para o tratamento e interpretação dos dados coletados.

No capítulo 4 é descrito o desenvolvimento do sistema proposto neste trabalho, apresentando o sistema de monitoração, a análise dos dados, desenvolvimento do filtro com base na análise espectral, processo de criação do algoritmo de identificação das atividades e a validação dos resultados do sistema.

Por fim, o capítulo 5 apresenta as conclusões obtidas a partir deste trabalho, bem como trabalhos futuros para o aprimoramento do sistema.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O comportamento é um aspecto do fenótipo do animal que envolve a presença ou não de atividades motoras definidas [4], sendo uma manifestação de resposta ao ambiente que o cerca, ou de uma condição fisiológica. O estudo do comportamento animal (etológico), além de ser importante quanto ao aspecto científico, pode trazer importantes contribuições tanto para a manutenção de habitats adequados para espécies nativas, quanto para a melhoria da qualidade de vida, saúde e produtividade de rebanhos que impactam direta ou indiretamente nos seres humanos.

O proeminente desenvolvimento tecnológico nas últimas décadas, como a miniaturização e o aumento da capacidade de processamento digital de informações, proporcionaram novas oportunidades para o estudo etológico de animais sem a necessidade de contato direto.

O uso de dispositivos de sensoriamento fixados a animais, também chamados de *bio-logging* [5] [6] [7], oferece a possibilidade de coleta de dados físicos, como posição e padrões de movimentação [8] [9] [10] [11], e biológicos, como temperatura do corpo e taxa de batimento cardíaco [12] [13], do animal monitorado e do ambiente em que ele se encontra [14] [15] [16].

Métodos comuns de fixação de sensores incluem coleiras [9] [17], braceletes [18], arreios [19] [20], e fixação com fita [21], grampo [22] ou cola [23] [24]. Sensores também podem ser utilizados dentro de cavidades corporais de algumas espécies [25] [26], o que pode reduzir preocupações sobre dados que são irrelevantes aos estudos. A utilização interna pode trazer vantagens na aquisição de dados de aceleração devida a processos fisiológicos, tais como batimento cardíaco e movimentos de músculos lisos durante a digestão [26], dados de alteração de temperatura devido a questões fisiológicas ou infecções, mas também pode trazer desvantagens como a necessidade de processos cirúrgicos para a instalação e remoção do sensor, o que pode afetar o comportamento e o bem estar do animal.

O propósito original do *bio-logging* era a aquisição de dados sem a perturbação de animais selvagens com o objetivo de obter detalhes antes não observáveis sobre seu estilo de vida [10] [14] [27]. As informações coletadas mostraram-se de grande utilidade não apenas em questões de conservação [16] [28] [29], mas também na compreensão e manutenção de animais domesticados [30] [31] [32].

Monitorar e descrever a movimentação física e a postura dos animais para a criação de registros de comportamento (etogramas) específicos para cada espécie é um passo crucial para o entendimento do comportamento animal. Com o auxílio de *bio-logging* todo o processo de estudo e estruturação comportamental pode ser automatizado, reduzindo a necessidade de observação direta por humanos treinados para a criação de etogramas [33].

Isso não só ajudaria a superar situações onde o animal de interesse está além do limite da visão, mas também oferece formas mais objetivas de quantificar a atividade animal com um aumento significativo da disponibilidade de dados, melhorando as comparações entre indivíduos e espécies. Além disso, abre a possibilidade de novas medidas, como o nível de energia gasto por cada criatura [27] [32] [34] [35].

## **2.1 Princípios de Monitoração**

No campo emergente dos registros biológicos, um número crescente de sensores está sendo utilizado no estudo do comportamento animal.

A disposição de tecnologias distintas para a coleta de dados tem levado pesquisadores a combina-las na criação de novas ferramentas para compreender melhor aspectos específicos do comportamento animal [36], apesar disso, a integração dessas tecnologias ainda está em desenvolvimento [37].

Alguns dos princípios mais utilizados por dispositivos de monitoração são listados a seguir.

### **2.1.1 Rastreamento**

O rastreamento é um dos princípios mais utilizado na monitoração do comportamento animal. Esse princípio é utilizado desde muito antes de existirem equipamentos para esse fim. Por muito tempo, monitorar um animal significava apenas seguir e observar um animal, ou captura-lo, colocar nele uma etiqueta e torcer que ele fosse eventualmente recapturado para a atualização de seu status em um banco de dados.

Graças à tecnologia, os dispositivos de rastreamento modernos possibilitam determinar exatamente onde um animal está no momento da medição. Os dados recolhidos a partir destes dispositivos podem determinar os movimentos diários do animal, o tamanho da área em que ele circula e quais os seus habitats naturais [38].

Atualmente, os meios pelos quais o rastreamento é executado variam de acordo com as necessidades de monitoramento.

#### 2.1.1.1 Radiofrequência

A primeira geração de sistemas de rastreamento por radiofrequência surgiu na década de 1950 e possui grandes limitações. Este sistema utiliza sinais analógicos de rádio VHF (*Very High Frequency*) ou UHF (*Ultra High Frequency*) como meio para a localização dos animais [38].

O sistema é constituído por dispositivos transmissores e dispositivos receptores. Dispositivos transmissores fixados aos animais, normalmente por meio de coleiras, emitem sinais periódicos com dados de identificação, que podem ser captados por receptores, caso estejam dentro da área de cobertura,

Os receptores podem ser estacionários, móveis ou remotos, e sua área de cobertura pode variar de algumas centenas de metros a alguns quilômetros, dependendo da configuração dos dispositivos utilizados.

A distância entre um dispositivo transmissor e um dispositivo receptor pode ser estimada a partir da intensidade do sinal. Estes equipamentos não fornecem informações exatas sobre a localização dos animais monitorados, mas fornecem informações sobre a sua presença na área de abrangência dos equipamentos e podem, com o uso de antenas direcionais, indicar a direção em que um animal se encontra [39]. Este método é bastante utilizado para a localização de felinos realocados em áreas de preservação ambiental.

### 2.1.1.2 Rede de Sensores

Versões mais atuais de dispositivos de localização por radiofrequência trazem consigo melhorias relevantes. Além da capacidade de receber e transmitir dados, possuem memória e uma pequena capacidade de processamento.

Neste sistema, a posição do animal é estimada a partir de dispositivos estacionários, denominados de nodos referenciais da rede. Dependendo do tipo de rede implementada, cada dispositivo de monitoração pode se tornar um nodo de retransmissão de dados para dispositivos que estão fora do alcance dos dispositivos referenciais, ampliando a área de abrangência efetiva da rede [40] [41], e possibilitando o uso dos dispositivos vizinhos para o aprimoramento da localização.

Um traçado da trajetória do animal no ambiente pode ser obtido a partir do mapeamento periódico de todos os dispositivos da rede.

Este sistema, além de fornecer a localização e identificação de cada animal, possibilita a transferência de informações provenientes de outros sensores (temperatura, umidade, pressão, etc.) acoplados a cada dispositivo de monitoração [42] [43] [44].

O funcionamento deste sistema é dependente da área de abrangência da rede.

### 2.1.1.3 GPS

A localização absoluta de animais monitorados pode ser obtida com o uso de dispositivos com sistema de posicionamento global (GPS - *Global Positioning System*).

Dispositivos com GPS que registram a posição do animal com grande frequência (1 - 20Hz) permitem que pesquisadores monitorem tanto aspectos do comportamento do animal, quanto da sua interação com o ambiente [37].

Estes dispositivos podem ser integrados a transceptores de rádio e vinculados a redes locais para a disponibilização imediata dos dados [4] [45] [46] [47], desde que estejam dentro da área de abrangência da rede, ou operar em modo independente (*stand-alone*), onde efetuam o registro periódico da posição em um sistema de armazenamento de dados para acesso posterior.

Dispositivos operando em modo *stand-alone* são muito utilizados no rastreamento de animais aéreos e migratórios, onde a implementação de redes se torna inviável.

O rastreamento através deste sistema pode apresentar dificuldades relacionadas à área de sombreamento, onde o sinal dos satélites é atenuado impossibilitando o dispositivo de estabelecer as coordenadas locais. Tal comportamento é mais comum, mas não exclusivo, no monitoramento de animais marinhos, que enquanto submersos, impossibilitam seu rastreamento.

### 2.1.2 Bioacústica

A monitoração bioacústica consiste na coleta e análise dos sons emitidos por animais com o fim de determinar a sua presença em um ambiente ou compreender melhor aspectos de seu comportamento. A coleta e a análise dos dados normalmente são feitas através de dispositivos de gravação e reprodução específicos para esta aplicação.

Dispositivos de gravação de áudio são ferramentas de uso consagrado na análise de comportamento animal. Contudo, sua aplicação ainda está sendo largamente expandida. Inicialmente feita exclusivamente a distância, se dava através do uso de microfones direcionais e tinha foco principal nas vocalizações dos animais estudados.

Esta abordagem traz grandes limitações quanto a gama de sons capturados, e era utilizada principalmente devido a limitações tecnológicas. Já a gravação de áudio de animais através de dispositivos remotos pode ser utilizada para investigar aspectos da fisiologia, comportamento e do ambiente no qual o animal está inserido.

Dispositivos remotos, normalmente fixados aos animais através de coleiras, permitem uma captura de dados contínua podendo servir como base para responder questões de escala temporal e espacial. Estes dispositivos são, em sua grande maioria, equipados com microfones omnidirecionais (que captam sons vindos de todas as direções), e em alguns casos com microfones com capacidade de captação de infra e ultrassom ou até mesmo voltados ao corpo do animal para monitoração de sinais gerados pelos órgãos internos do animal [48].

Devido à alta taxa de amostragem envolvida na coleta de áudio, o volume de dados gerados é, na maioria das aplicações, excessivo para uma transmissão por radiofrequência. Dessa forma, é comum que os dados permaneçam armazenados no dispositivo gravador para uma análise posterior ao término da coleta.

O tipo de dispositivo utilizado para a reprodução e análise dos dados coletados depende da faixa de áudio coletada. Uma coleta realizada na faixa audível (20 - 20KHz) pode ser analisada de forma superficial com sistemas de reprodução convencionais. Para a análise de coletas que contenham infra ou ultrassom se faz necessário o uso de programas de computador específicos para esta finalidade.

A utilização da bioacústica possibilita a observação precisa de aspectos como o tempo processamento de alimento através da mastigação e ruminação [49] e quantificação de respostas geradas pela presença de predadores, além das vocalizações intencionais.

### 2.1.3 Manometria

Sistemas com transdutores de pressão são baseados em processos pneumáticos ou hidráulicos.

Neste método de sensoriamento, um recipiente ou duto deformável, preenchido com um gás ou líquido, é localizado junto à musculatura ou membro envolvido em um movimento característico do comportamento alvo. Com a deformação do recipiente ou duto, ocorre uma variação na pressão do fluido em seu interior [50] [51]. A variação da pressão então é convertida em sinais elétricos, cujas características podem ser armazenadas para análise.

O tipo de transdutor utilizado para a conversão da pressão em sinal elétrico e a forma de armazenamento dos dados definem os tipos de análise possíveis. Dentre as análises mais comuns estão o número de vezes que a movimentação ocorreu, frequência da movimentação e intensidade de cada movimento.

Este método de monitoração costuma ser utilizado em animais confinados e em pesquisas com foco em partes específicas do comportamento dos animais alvo, como o número de bocadas durante a alimentação, ou tempo de mastigação do bolo ruminal.



#### 2.1.4 Eletromiografia de Superfície

Consiste no monitoramento da atividade elétrica de grupos musculares através do uso de eletrodos localizados sobre a pele do animal [52]. Este método fornece informações relevantes sobre a atividade da musculatura monitorada.

A utilização deste método encontra dificuldades relacionadas à fixação dos eletrodos na posição adequada e ao contato dos eletrodos com a pele devido à pelagem dos animais, fatores que dificultam e até impossibilitam a detecção dos sinais elétricos gerados pela ativação da musculatura em um uso contínuo e prolongado do dispositivo de medição.

Uma variação no posicionamento dos eletrodos pode resultar na captação dos sinais elétricos da musculatura adjacente a musculatura alvo.

Seu uso se assemelha ao uso da Manometria, com a inclusão da possibilidade de verificação de fadiga sofrida pelo animal.

#### 2.1.5 Acelerometria

A medida da aceleração de um corpo pode ser adquirida através de componentes chamados acelerômetros. Estes componentes podem medir tanto a aceleração dinâmica quanto a aceleração estática [10] [53] em um [9] ou mais eixos [10] [54] [55]. Dispositivos de monitoramento através da aceleração vêm sendo utilizados com sucesso por pesquisadores em uma grande diversidade de espécies terrestres [9] [54] [56] [57], aquáticas [7] [55] [22] e aéreas [58] [59] [60].

A aceleração pode ser mensurada em três eixos [61]. Isso possibilita a medição de movimentos do animal em todas as direções, e proporciona uma estimativa mais precisa da aceleração do corpo do animal possibilitando a identificação de uma gama maior de comportamentos. Enquanto padrões de movimento como locomoção são identificáveis e quantificáveis com um ou dois eixos de aceleração, padrões mais complexos podem ser identificados apenas com a aceleração dos três eixos. Além disso, a quantificação correta da aceleração a qual o corpo do animal é exposto em qualquer eixo exige que acelerômetros com detecção de um ou dois eixos estejam perfeitamente alinhados com o plano horizontal. Contudo, quando a aceleração é mensurada em três eixos, qualquer redução na aceleração de

um eixo é compensada nos outros eixos. A determinação da aceleração dinâmica dos três eixos combinada fornece um indicador para estimar a energia gasta pelo animal [62].

### 2.1.6 Comparação entre os Princípios de Monitoração

As principais vantagens e desvantagens dos Princípios de Monitoração apresentados podem ser visualizadas na Tabela 1.

Tabela 1 - Comparação entre os Princípios de Monitoração

Princípio	Vantagens	Desvantagens
Rastreamento	Pode ser instalado em qualquer ponto do animal sem comprometer os dados	Fornece apenas dados da posição geográfica e possui uma área de cobertura limitada
Bioacústica	Pode fornecer dados sobre as atividades executadas pelo animal e dados sobre o ambiente	O grande volume de dados gerado dificulta a transferência e o processamento, e limita a autonomia do dispositivo
Manometria	Fornece dados pontuais sobre a movimentação de uma parte do corpo do animal	Necessita de um aparato pneumático/hidráulico que normalmente dificulta a instalação
Eletromiografia de Superfície	Fornece dados pontuais sobre a atividade de grupos musculares	Necessidade de um posicionamento preciso e susceptibilidade a interferência causada pela pelagem
Acelerometria	Pode fornecer dados de qualquer atividade motora, movimentação e postura	A captação de evidências depende do ponto de instalação

## 2.2 Técnicas de Identificação Comportamental

A escolha adequada do Dispositivo de Coleta de Dados (DCD) constitui apenas uma parte do desafio de automatização da classificação comportamental. Um ponto chave está em como identificar um comportamento específico a partir de um grande volume de dados coletado.

Até o momento, não há consenso em uma solução para este problema, apesar de muitas abordagens de processamento terem sido adotadas, desde técnicas de Máquinas de Aprendizagem (MA) [63] [64], a técnicas mais visuais, e até manuais, baseadas em Características Chave [65]. A escolha da abordagem também depende da plataforma de sensoriamento adotada, de forma que a escolha de uma está diretamente relacionada à escolha da outra.

A criação do sistema de classificação, na grande maioria dos casos, necessita de um estágio de observação, também chamado de estágio de supervisão, onde o animal é observado. O processo de análise é oneroso, sendo grande parte da identificação de atividades executado manualmente e de forma subjetiva. Apesar de terem sido feitas tentativas não supervisionadas [27], seus resultados ficaram aquém do desejado.

### 2.2.1 Máquina de Aprendizado Supervisionado

Uma Máquina de Aprendizado Supervisionado (MAS) consiste em um tipo de inteligência artificial (algoritmo/programa) que possibilita ao sistema de processamento um aprendizado sem a necessidade de uma programação específica para a execução da tarefa desejada.

A utilização de algoritmos de MAS possui o potencial de automatizar a identificação e quantificação de padrões de comportamento de animais livres. Contudo, a desvantagem é que para o algoritmo identificar cada comportamento corretamente, é necessário um período de observação e coleta de dados para o treinamento do algoritmo de aprendizagem da máquina, utilizando dados característicos de cada comportamento [66] [67].

O treinamento da máquina é feito a partir de um conjunto de dados de treinamento, que consistem em exemplos formados por dados de entrada (normalmente na forma de vetores), e um valor de saída (classificação) desejado.

Alguns dos algoritmos de MAS mais utilizados em tarefas de classificação e reconhecimento de padrões comportamentais de animais são listados a seguir. Vale ressaltar que as técnicas de classificação utilizadas nos algoritmos de MAS também podem ser replicadas manualmente, eliminando assim o estágio de aprendizado supervisionado.

#### 2.2.1.1 Análise Discriminante Linear

A Análise Discriminante Linear (ADL) é um método de classificação estatístico que utiliza uma técnica de transformação linear que reduz a dimensionalidade dos dados, maximizando a variância entre classes enquanto minimiza a variância interna das classes. Trata-se de um método paramétrico que assume uma distribuição uni modal Gaussiana de classes [68].

O objetivo desta técnica é obter um conjunto de dados com um espaço dimensional menor e uma distinção classificativa maior para evitar uma classificação errônea e reduzir o custo computacional.

Em grande parte das aplicações, o método ADL apresenta um desempenho de classificação aceitável [69] [70].

#### 2.2.1.2 Máquina de Vetores de Suporte

Máquina de Vetores de Suporte (MVS) é uma técnica de aprendizado que vem recebendo crescente atenção da comunidade de MAS [71]. Este método foi desenvolvido na década de 1990 [72] e desde então se tornou popular pela sua profunda fundamentação teórica e bons resultados.

As MVS são embasadas pela teoria de aprendizado estatístico, desenvolvida por Vapnik [73] a partir de seus estudos iniciados no trabalho “*On the uniform convergence of relative frequencies of events to their probabilities*” (1971) [74]. Essa teoria estabelece uma

série de princípios que devem ser seguidos na obtenção de classificadores com boa generalização, definida como sua capacidade de prever corretamente a classe de novos dados do mesmo domínio em que o aprendizado ocorreu [75].

O funcionamento de MVS é baseado na construção de planos de decisão com fronteiras de classificação bem definidas. Um plano de decisão é uma linha de separação entre conjuntos de objetos pertencentes a diferentes classes.

Fundamentalmente, o MVS é um classificador binário. Varias classes podem ser implementadas com um tratamento similar ao tratamento utilizado em lógica binária. Os resultados da aplicação desta técnica são comparáveis e muitas vezes superiores aos obtidos por outros algoritmos de aprendizado, como as Redes Neurais Artificiais [76].

### 2.2.1.3 Árvore de Classificação e Regressão

Árvore de Classificação e Regressão (ACR) é um método de classificação que utiliza um histórico de dados na construção de uma árvore de decisões, que é então utilizada para a classificação de novos dados [77]. Este método pode ser utilizado tanto na predição de variáveis contínuas quanto na seleção de categorias. No caso das categorias, um conjunto de regras hierárquicas é desenvolvido para prever uma categoria de amostras não classificáveis. Cada regra pode ser vinculada a outra regra ou a uma categoria terminal.

Esse algoritmo possui uma série de características vantajosas. Suas regras de decisão podem ser aplicadas rapidamente e são relativamente simples de interpretar. Sua estrutura é definida por uma sequência de questões cujas respostas definem a próxima questão a ser respondida, caso ela existir. Esta estrutura se assemelha a uma árvore, onde os nodos terminais, perguntas finais, são as pontas dos galhos [78].

Uma fraqueza potencial é o sobre ajuste (*overfitting*), situação na qual o sistema se comporta erroneamente por estar operando muito próximo do limite das classes, que pode ser minimizada a partir de uma operação de poda que reduz o número de decisões incorporadas à árvore. Outro problema potencial é o particionamento hierárquico que reduz o tamanho efetivo das amostras dificultando a identificação de regras e tendências em cada sub amostra.

Relacionamentos entre variáveis também podem ser de difícil identificação devido ao particionamento hierárquico.

#### 2.2.1.4 Florestas Aleatórias

Florestas Aleatórias (FA) é um método formado a partir da combinação de árvores de predição de forma que cada árvore depende de um valor de um vetor aleatório amostrado independentemente e com a mesma distribuição para todas as árvores da floresta [79]. Este método é similar ACR, mas inclui estocasticidade [80].

Ao invés de utilizar potencialmente todas as variáveis para determinar a melhor divisão em cada nó, apenas uma parcela das variáveis é utilizada através de uma seleção randômica.

FA oferece uma precisão maior em relação a ACR. Contudo, essa precisão tem um custo. FA possuem um custo computacional de treinamento e predição maior, não oferece a possibilidade de exibição direta de uma árvore ACR interpretada pelo fato de existirem muitas árvores distintas e separadas e, dada a natureza estocástica do algoritmo, cada chamada do algoritmo resultara em regras de decisões diferentes, com resultados ligeiramente diferentes.

#### 2.2.1.5 k-NN

O k-NN (*k-Nearest Neighbors*) esta entre os algoritmos de máquina de aprendizagem mais simples. Trata-se de um método não paramétrico para a classificação e regressão [81].

Neste método os dados de treinamento não passam por nenhuma fase ou processo de generalização, sendo integralmente utilizados durante o processo de classificação. Os dados de treinamento consistem em conjuntos de valores, escalares ou vetores, associados a identificadores.

O k-NN assume que todos os dados, escalares ou vetores, são pontos ou dimensões contidas em um espaço. Portanto, é possível estimar a distância, Euclidiana ou não, entre os dados de treinamento e os dados que devem ser classificados [82]. Uma vez que a distância entre os dados foi estimada, a classificação pode ser feita com base nos  $k$  vizinhos mais próximos [83].

A resolução deste método pode ser aumentada com a inclusão de um número maior de dados de treinamento, porém, a carga computacional também aumenta [82].

### 2.2.1.6 Redes Neurais Artificiais

Redes Neurais Artificiais (RNA) são metodologias computacionais que efetuam análises multifatoriais.

Inspiradas por redes neurais biológicas, modelos de RNA contém camadas de nodos computacionais simples que operam como dispositivos somadores não lineares. Estes nodos são interconectados por linhas que representam valores específicos, definidos durante o processo de treinamento [84].

Os nodos são os neurônios artificiais, da rede neural. Estes nodos processam os valores recebidos em suas entradas para obter um valor de saída. O processamento pode ser simples, como uma simples soma, ou complexo, como o gerado por outra rede neural contida neste nodo.

As interconexões determinam o fluxo de informações entre os nodos. Elas podem ser unidirecionais, onde as informações fluem apenas em um sentido, ou bidirecionais, onde as informações fluem em ambos os sentidos [85].

Os valores das interconexões são ajustados durante o processo de treinamento, onde um dado de entrada, juntamente com um dado de saída desejado ou conhecido, é submetido à rede repetitivamente e, em cada repetição, os valores são ajustados através de incrementos para gerar um valor de saída mais próximo do desejado.

### 2.2.2 Clustering

É uma técnica de mineração de dados (*Data Mining*), onde o objetivo é o agrupamento de dados de acordo com algum grau de semelhança [86]. O critério de semelhança faz parte da definição do problema, e é definido pela forma de implementação do algoritmo selecionado.

Dentre vários algoritmos existentes nesta técnica, um se destaca como solução para o problema de classificação comportamental de animais.

### 2.2.2.1 k-means

Este método, também chamado de k-médias, é considerado um exemplo simples de algoritmo de aprendizagem não supervisionada [87]. Se trata de um algoritmo de quantização de vetores, que busca particionar  $n$  vetores em  $k$  grupos (*clusters*), de acordo com a média de cada vetor.

O processo segue um caminho simples e fácil para classificar um conjunto de dados em um certo número de clusters ( $k$ ) predefinidos.

O algoritmo *k-means* possibilita a redução da potência de processamento e da utilização de memória de dispositivos de coleta possibilitando a variação do período entre aquisições de amostras dos sensores sem o comprometimento da seletividade. Estes fatores tornam este método mais adaptável a plataformas embarcadas.

### 2.2.3 Característica Chave

Esta técnica consiste na criação de algoritmos específicos para a classificação de comportamentos ou ações, a partir da análise dos sinais gerados pelo sensoriamento.

Para que sua aplicação seja possível, os sinais gerados pelo sensoriamento devem conter evidências suficientes para uma identificação manual do comportamento ou ação a ser classificada. A identificação manual torna o desenvolvimento deste tipo de sistema de classificação demorado e pouco flexível em relação aos métodos baseados em aprendizado supervisionado.

A principal vantagem deste método está na possibilidade de redução na carga de processamento do sistema de classificação.

### 2.2.4 Comparação entre as Técnicas de Identificação Comportamental

As principais vantagens e desvantagens das Técnicas de Identificação Comportamental apresentadas podem ser visualizadas na Tabela 2.



Tabela 2 - Comparação entre as Técnicas de Identificação Comportamental

Técnica	Vantagem	Desvantagem
Máquina de Aprendizado Supervisionado	Descarta a necessidade de uma programação específica	Grande carga computacional
Clustering	Implementação simples e carga computacional reduzida	A redução da carga computacional depende do período entre a aquisição de amostras
Característica Chave	Carga computacional reduzida e possibilidade de criação e simplificação do algoritmo de acordo com a necessidade	Necessidade de evidências consistentes da ação ou comportamento no sinal gerado pelo sensoriamento

### 3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo é apresentada uma fundamentação teórica dos filtros, utilizados no tratamento dos dados, e da ferramenta de análise utilizada para a interpretação dos dados para o desenvolvimento dos filtros.

#### 3.1 Sinal

O termo sinal é geralmente aplicado a algo que transmite uma informação [88]. Um sinal pode ser definido como a representação de uma determinada grandeza em um determinado momento ou espaço. Normalmente é representado como uma função de variáveis independentes como tempo, distância, posição, temperatura e pressão, entre outras.

Um sinal pode ser classificado como:

- Analógico - pode assumir qualquer valor de amplitude (com uma variação contínua) dentro dos limites do sistema;
- Digital - limitado a valores específicos de amplitude definidos pelo sistema.

A representação de um sinal pode ser feita em:

- Tempo Contínuo - possui seu valor definido em qualquer instante de tempo;
- Tempo Discreto - possui valores definidos em instantes de tempo periódicos.

Geralmente um sinal é originado a partir de um dado sensoriado no mundo real, como vibrações, ondas sonoras e imagens visuais. Processos naturais, dependentes ou não da interferência humana, geram sinais analógicos que ocorrem de forma contínua em um intervalo de tempo e espaço definidos.

O modelo matemático de um sinal analógico é uma função definida para uma faixa do conjunto dos números reais. Em contraste, um sinal digital possui apenas valores inteiros que são definidos em pontos isolados da variável independente.

## 3.2 Processamento de Sinais

O processamento de sinais consiste na análise e/ou modificação de sinais de forma a extrair informações ou molda-los e torna-los mais apropriados para uma determinada análise ou aplicação, e desempenha um papel crucial no desenvolvimento de sistemas de telecomunicação e automação digital, na otimização da transmissão, recepção e decodificação de informações [89], sempre se beneficiando da proximidade entre a teoria e a aplicação, e necessitando da tecnologia para possibilitar a sua implementação.

### 3.2.1 Origem

Segundo Oppenheim (1999) [88], seu princípio pode ser encontrado nas técnicas clássicas de análise numérica do século XVII.

Inicialmente o processamento de sinais se dava apenas por meios analógicos, utilizando-se técnicas de processamento em tempo contínuo. O condicionamento de sinais elétricos analógicos se utiliza de circuitos convencionais para adquirir, amplificar, filtrar e/ou transmitir estes sinais. Tais circuitos normalmente apresentam grandes dificuldades referentes à sintonia e edição de suas características, além de apresentar problemas vinculados à sensibilidade.

Ao final da década de 1950, com o surgimento dos primeiros computadores, surgiu também a possibilidade de simular e avaliar o desempenho de sistemas de processamento analógicos, possibilitando assim sua otimização [90]. Estas simulações possibilitaram também o desenvolvimento de algoritmos, que realizassem com amostras do sinal, o mesmo trabalho que os sistemas analógicos realizavam com o sinal em si. No entanto, a utilização de sistemas de processamento digital ainda não se tornaria viável por um bom tempo.

Dentre as limitações da época, estavam o tamanho, a velocidade e o custo dos computadores. Com a evolução dos computadores e conversores analógico/digital, o processamento digital de sinais foi se mostrando não apenas viável, mas uma ferramenta poderosa e em constante evolução, ao passo que seu equivalente analógico se torna inviável devido ao custo e dificuldade de implementação.

### 3.2.2 Processamento Digital de Sinais

O processamento digital de sinais engloba qualquer análise ou operação que possa ser aplicada a um sinal utilizando-se um código em um computador ou sistema de processamento digital.

Para que um sinal analógico possa ser digitalmente processado, ele precisa inicialmente ser amostrado em uma base de tempo constante de forma a se obter e transferir os valores de amplitude em intervalos periódicos para dentro do sistema de processamento (computador). Os valores de amplitude da amostra do sinal analógico são convertidos para valores binários através de um conversor analógico/digital (ADC - *Analog to Digital converter*), forma na qual o computador pode processá-los. O código executado pelo computador define o processamento do sinal digital gerando os valores de saída, ainda binários. Estes valores de saída podem ou não ser reconvertidos em valores analógicos através de um conversor digital/analógico (DAC - *Digital to Analog Converter*). No caso de análises, os dados podem ser simplesmente exibidos na tela de um monitor, ou até mesmo impressos. A Figura 1 exemplifica este tipo de sistema.

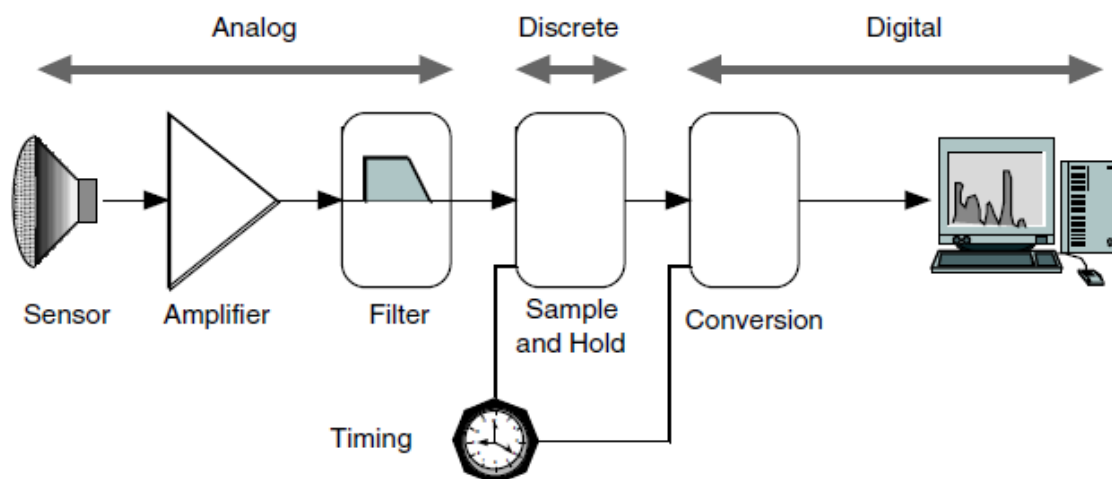


Figura 1 - Processamento Digital de um Sinal Analógico [91]

### 3.3 Filtros

Filtros podem ser caracterizados como dispositivos ou mecanismos que tem por objetivo principal deixar passar apenas uma parte de algo. Essencialmente o ato de filtrar consiste em separar os itens desejados de um todo. Em se tratando de processamento de sinais, o filtro é um dispositivo ou processo que remove de um sinal um componente ou uma característica indesejada [91]. A principal característica de um filtro eletrônico é a supressão parcial ou total de algum aspecto do sinal, normalmente baseado na frequência.

Existem muitos tipos de filtros e eles podem ser classificados de acordo com alguns dos seguintes aspectos:

- Seletividade;
- Linear ou Não Linear;
- Analógico ou Digital;
- Com Tempo Discreto ou Não Discreto;
- Ativo ou Passivo.

#### 3.3.1 Ganho

O ganho de um filtro é a relação de amplitude entre o sinal de saída e o sinal de entrada para uma mesma frequência, como pode ser observado na equação a seguir.

$$G = \frac{H_o(\omega)}{H_i(\omega)} \quad (1)$$

Onde:

- $G$  - ganho;
- $H_o$  - amplitude do sinal de saída;
- $H_i$  - amplitude do sinal de entrada;
- $\omega$  - frequência angular.

Nesta representação, se o ganho for maior que 1, significa que a amplitude do sinal de saída é maior que a amplitude do sinal de entrada para a mesma frequência, enquanto que se o ganho for menor que 1, significa que a amplitude do sinal de saída é menor que a amplitude do sinal de entrada para a mesma frequência.

Em muitas aplicações, o ganho na banda de rejeição é muito pequeno, e por este motivo, costuma ser representado em decibéis (dB), o que permite que uma gama maior de valores possa ser representada e analisada mais facilmente em um gráfico. A equação de conversão do ganho para dB pode ser observada a seguir.

$$G_{dB} = 20\log(G) \quad (2)$$

Nesta representação, se o ganho for maior que 1, será representado por um valor positivo em dB, em contraste um ganho menor que 1, que será representado por um valor negativo em dB. Por exemplo, um sinal na banda de passagem pode ter um ganho igual a 2, ou 6dB, e na banda de rejeição igual a 0,0001 ou -80dB.

### 3.3.2 Seletividade

A seletividade de frequências de um filtro é uma de suas principais características e uma das formas mais comuns de classificação [91]. A especificação de frequência utilizada para descrever a banda de passagem ou de rejeição pode ser especificada em *Hertz* (Hz) ou radianos por segundo (rad/s).

A banda de passagem pode ser compreendida como a faixa ou conjunto de frequências que passam pelo filtro sem sofrer atenuação, ou sofrendo a menor atenuação possível. A banda de rejeição, por outro lado, pode ser compreendida como a faixa ou conjunto de frequências que devem sofrer uma maior atenuação. A faixa de frequências em que ocorre a transição entre a banda de passagem e a banda de rejeição é comumente chamada de banda de atenuação ou banda de transição. Em muitos casos, a largura da banda de transição é utilizada como referencia de qualidade do filtro. Quanto mais estreita for a banda de transição, melhor o filtro.

Quanto à seletividade, quatro classes se destacam, onde cada uma se refere a como a banda de frequências alvo é afetada. Estas classes são:

- Passa Baixas;
- Passa Altas;
- Passa Faixa;
- Rejeita Faixa.

### 3.3.2.1 Passa Baixas

Permite a passagem de baixas frequências com pouca ou nenhuma atenuação, e atenua as frequências superiores a frequência de corte.

A Figura 2 ilustra um filtro Passa Baixas onde as áreas hachuradas representam as faixas de amplitude proibidas em função da frequência para a caracterização deste tipo de filtro.

A caracterização das bandas é dada por:

- $g_{pmax}$  representa o ganho máximo da banda passante;
- $g_{pmin}$  representa o ganho mínimo da banda passante;
- $g_{smax}$  representa o ganho máximo da banda de rejeição;
- $w_p$  representa a frequência mais alta da banda passante;
- $w_s$  representa a frequência mais baixa da banda de rejeição;
- $w_f$  representa a frequência máxima de trabalho, dada como metade da frequência de amostragem (presente apenas em filtros digitais).

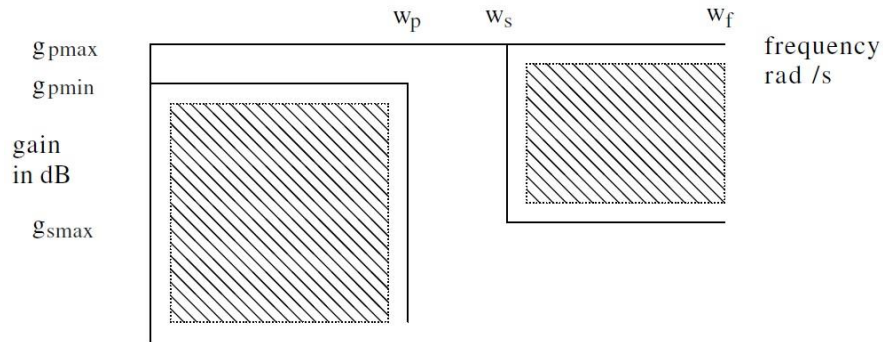


Figura 2 - Representação de um filtro Passa Baixas [90]

### 3.3.2.2 Passa Altas

Permite a passagem de altas frequências com pouca ou nenhuma atenuação, e atenua as frequências inferiores a frequência de corte. A representação deste filtro pode ser visualizada na Figura 3.

A caracterização das bandas é dada por:

- $g_{pmax}$  representa o ganho máximo da banda passante;
- $g_{pmin}$  representa o ganho mínimo da banda passante;
- $g_{smax}$  representa o ganho máximo da banda de rejeição;
- $w_s$  representa a frequência mais alta da banda de rejeição;
- $w_p$  representa a frequência mais baixa da banda passante;
- $w_f$  representa a frequência máxima de trabalho, dada como metade da frequência de amostragem (presente apenas em filtros digitais).

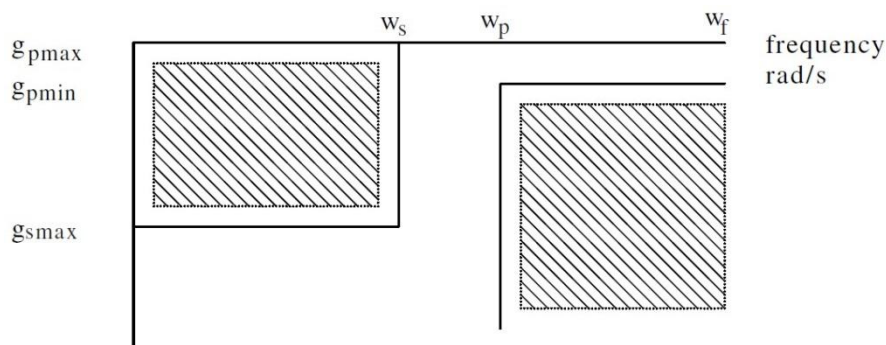


Figura 3 - Representação de um filtro Passa Altas [90]



### 3.3.2.3 Passa Faixa

Permite a passagem de uma faixa de frequências (banda passante) com limite inferior e superior, e atenua as frequências fora desta faixa. A representação deste filtro pode ser visto na Figura 4.

A caracterização das bandas é dada por:

- $g_{pmax}$  representa o ganho máximo da banda passante;
- $g_{pmin}$  representa o ganho mínimo da banda passante;
- $g_{smax}$  representa o ganho máximo da banda de rejeição;
- $w_{s1}$  representa a frequência mais alta da banda de rejeição inferior;
- $w_{p1}$  representa a frequência mais baixa da banda passante;
- $w_{p2}$  representa a frequência mais alta da banda passante;
- $w_{s2}$  representa a frequência mais baixa da banda de rejeição superior;
- $w_f$  representa a frequência máxima de trabalho, dada como metade da frequência de amostragem (presente apenas em filtros digitais).

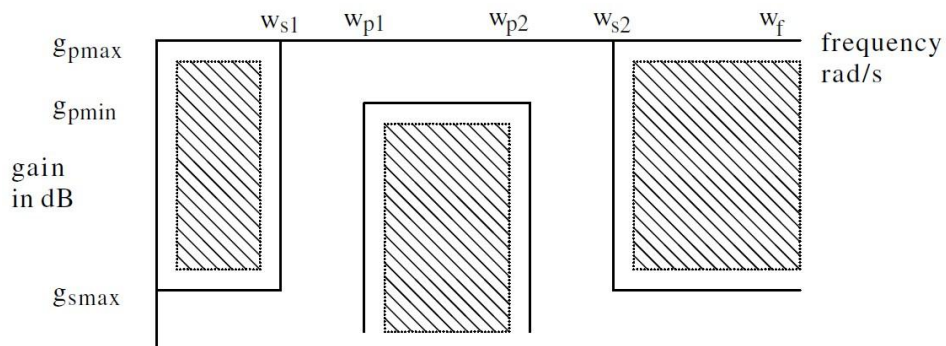


Figura 4 - Representação de um filtro Passa Faixa [90]

### 3.3.2.4 Rejeita Faixa

Atenua a passagem de uma faixa de frequências (banda de rejeição) com limite inferior e superior, e permite a passagem das frequências fora desta faixa. A representação deste filtro pode ser visto na Figura 5.

A caracterização das bandas é dada por:

- $g_{pmax}$  representa o ganho máximo da banda passante;
- $g_{pmin}$  representa o ganho mínimo da banda passante;
- $g_{smax}$  representa o ganho máximo da banda de rejeição;
- $w_{s1}$  representa a frequência mais alta da banda passante inferior;
- $w_{p1}$  representa a frequência mais baixa da banda de rejeição;
- $w_{p2}$  representa a frequência mais alta da banda de rejeição;
- $w_{s2}$  representa a frequência mais baixa da banda passante superior;
- $w_f$  representa a frequência máxima de trabalho, dada como metade da frequência de amostragem (presente apenas em filtros digitais).

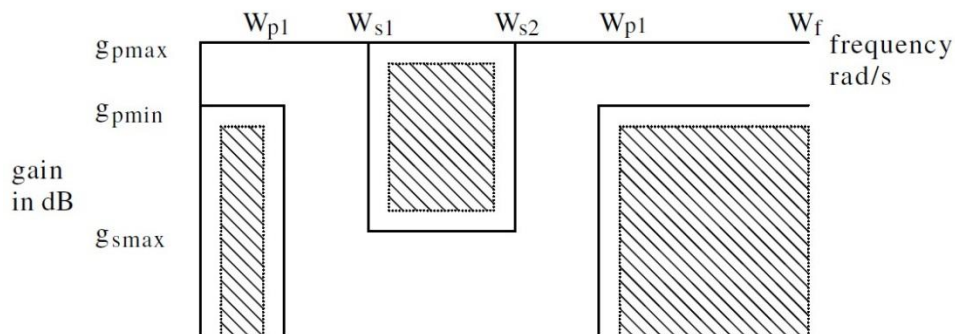


Figura 5 - Representação de um filtro Rejeita Faixa [90]

### 3.3.3 Aproximações

A resposta de um filtro ideal apresentaria uma atenuação nula ( $G = 1$ ) na banda de passagem, uma atenuação máxima na banda de rejeição ( $G = 0$ ) e não apresentaria uma banda de transição. Na prática, tal filtro não é implementável. No entanto, existem aproximações que

podem ser obtidas de acordo com a necessidade e possibilidade de implementação do sistema utilizado. A Figura 6 ilustra a diferença entre a resposta de um filtro Passa Baixas ideal e a resposta de filtros passa baixas obtidos na prática, onde  $f_0$  representa a frequência de corte dos filtros.

A medida que a resposta de um filtro se aproxima da resposta do filtro ideal, o custo do filtro se eleva, tanto nas características de resposta (tempo de atraso), quanto na implementação (número de elementos necessários, poder de processamento necessário, consumo de energia, etc.), independentemente do tipo de implementação, analógica ou digital.

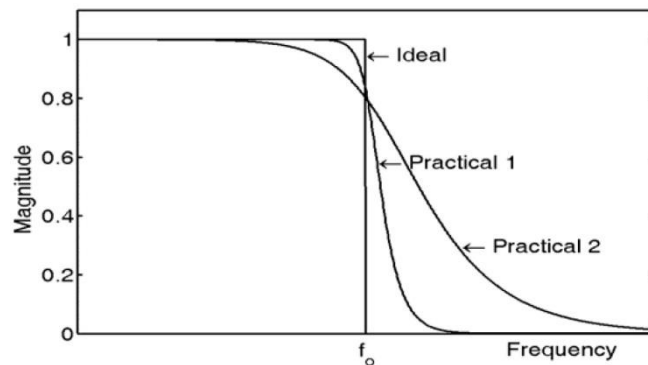


Figura 6 - Aproximações de um filtro Passa Baixas [91]

Existem várias formas de aproximação da resposta ideal com base em diferentes critérios [91], como menor distorção na banda de passagem em detrimento do nível de atenuação da banda de rejeição, ou uma banda de transição mais estreita com uma maior distorção na banda de passagem, entre outras. Estas aproximações variam quanto a sua função de transferência, sendo algumas polinomiais (com zeros no infinito) ou não polinomiais (com zeros finitos sobre o eixo  $j\omega$ ), cujas bandas de transição são mais estreitas.

Dentre as aproximações mais utilizadas estão:

- Butterworth;
- Chebyshev I;
- Chebyshev II;
- Elíptico.

Uma breve descrição de cada uma destas aproximações é feita a seguir.

### 3.3.3.1 Butterworth

Possui a melhor relação entre atenuação e resposta de fase, e não apresenta oscilações (*ripple*) no ganho da resposta, tanto na banda de passagem, quanto na banda de rejeição. Contudo, apresenta uma banda de transição relativamente grande em relação a outras aproximações. A função de transferência deste filtro pode ser visualizada na Equação 3.

$$|H(j\omega)|^2 = \frac{G_o^2}{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_o}\right)^{2n}} \quad (3)$$

Onde:

$$\omega = 2\pi f \quad (4)$$

- $H(j\omega)$  - função de transferência em função da frequência angular;
- $\omega$  - frequência angular em radianos por segundo;
- $G_o$  - ganho DC;
- $\omega_o$  - frequência de corte em radianos por segundo;
- $n$  - número de elementos (ordem, polos) do filtro;
- $f$  - frequência em *Hertz*.

A curva característica da resposta desse filtro pode ser visualizada na Figura 7.

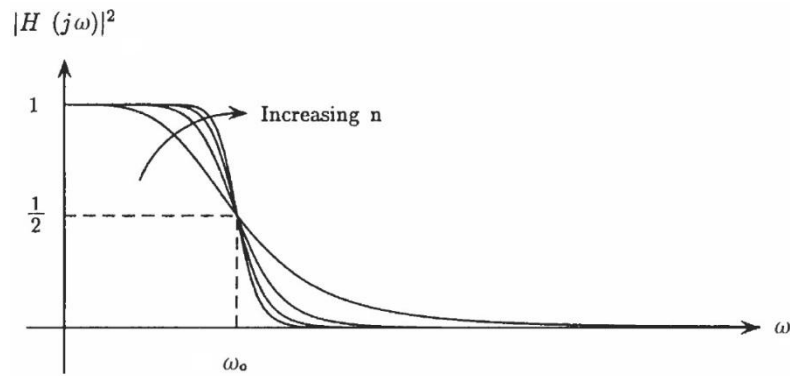


Figura 7 - Curva de resposta do filtro Butterworth [92]

### 3.3.3.2 Chebyshev I

É a mais utilizada entre as aproximações de Chebyshev. Como a aproximação Chebyshev II, possui uma banda de transição menor em relação à aproximação de Butterworth da mesma ordem. Apresenta oscilação no ganho de resposta na banda de passagem, mas uma resposta plana na banda de rejeição. As oscilações na banda de passagem correspondem à ordem do filtro, como pode ser visualizado na Figura 8 e na Figura 9. A função de transferência deste filtro pode ser visualizada na Equação 5.

$$|H(j\omega)|^2 = \frac{G_o^2}{1 + \epsilon^2 T_n^2\left(\frac{\omega}{\omega_o}\right)} \quad (5)$$

Onde:

$$T_n(x) = \begin{cases} \cos(n \cos^{-1}x), & |x| \leq 1 \\ \cosh(n \cosh^{-1}x), & |x| > 1 \end{cases} \quad (6)$$

- $\epsilon$  - coeficiente de ondulação (*ripple*);
- $T_n$  - polinomial de Chebyshev da  $n$ ésima ordem.

A amplitude da oscilação na banda de passagem pode ser obtida pela equação a seguir:

$$G_{ripple_{Cheby-I}} = \frac{1}{\sqrt{1 + \epsilon^2}} \quad (7)$$

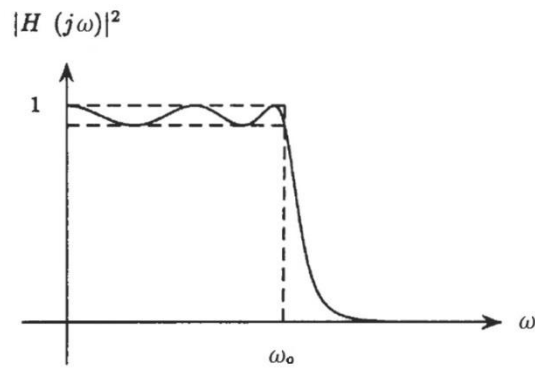


Figura 8 - Curva de resposta do filtro Chebyshev I de ordem ímpar [92]

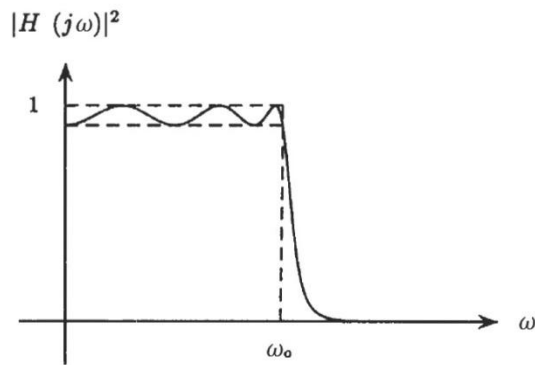


Figura 9 - Curva de resposta do filtro Chebyshev I de ordem par [92]

### 3.3.3.3 Chebyshev II

Ao contrario da aproximação apresentada anteriormente, esta aproximação apresenta oscilação no ganho da resposta na banda de rejeição, mas não apresenta oscilação na banda de passagem. Como na aproximação anterior, as oscilações correspondem à ordem do filtro,

como pode ser visualizado na Figura 10 e na Figura 11. A função de transferência deste filtro pode ser visualizada na Equação 8.

$$|H(j\omega)|^2 = \frac{G_o^2}{1 + \frac{1}{\epsilon^2 T_n^2\left(\frac{\omega}{\omega_o}\right)}} \quad (8)$$

A amplitude da oscilação na banda de rejeição pode ser obtida pela equação a seguir:

$$G_{ripple_{cheby_{II}}} = \frac{\epsilon}{\sqrt{1 + \epsilon^2}} \quad (9)$$

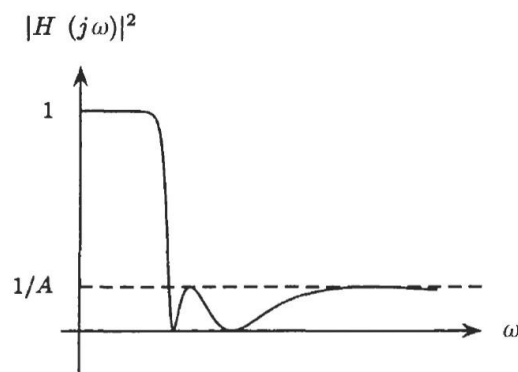


Figura 10 - Curva de resposta do filtro Chebyshev II de ordem ímpar [92]

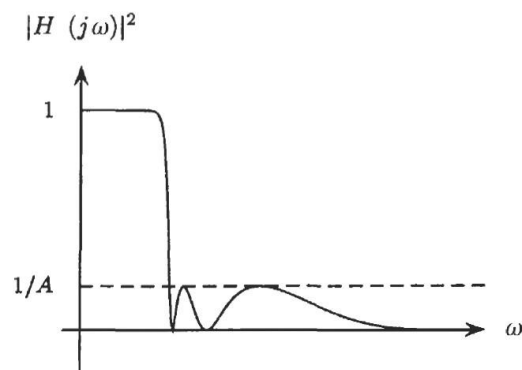


Figura 11 - Curva de resposta do filtro Chebyshev II de ordem par [92]

### 3.3.3.4 Elíptico

Também conhecido como aproximação de *Cauer*, possui uma banda de transição menor que a obtida através das aproximações de Chebyshev de mesma ordem. Esta aproximação permite oscilações, correspondentes a sua ordem, uniformemente distribuídas na banda de passagem e na banda de rejeição, como pode ser visto na Figura 12. A amplitude da oscilação pode ser controlada individualmente.

O projeto de um filtro com esta aproximação é baseado no uso de tabelas ou expansão de series, o que o torna ligeiramente mais complexo que um projeto dos filtros apresentados anteriormente. Sua função de transferência pode ser visualizada a seguir.

$$|H(j\omega)|^2 = \frac{G_o^2}{1 + \epsilon^2 R_n^2 \left( \frac{\omega}{\omega_{ps}} \right)} \quad (10)$$

Onde:

$$\omega_{ps} = \sqrt{\omega_p \cdot \omega_s} \quad (11)$$

- $R_n$  - polinômio elíptico da  $n$ ésima ordem;
- $\omega_{ps}$  - escalonamento de frequência;
- $\omega_p$  - frequência superior da banda de passagem;
- $\omega_s$  - frequência inferior da banda de rejeição.



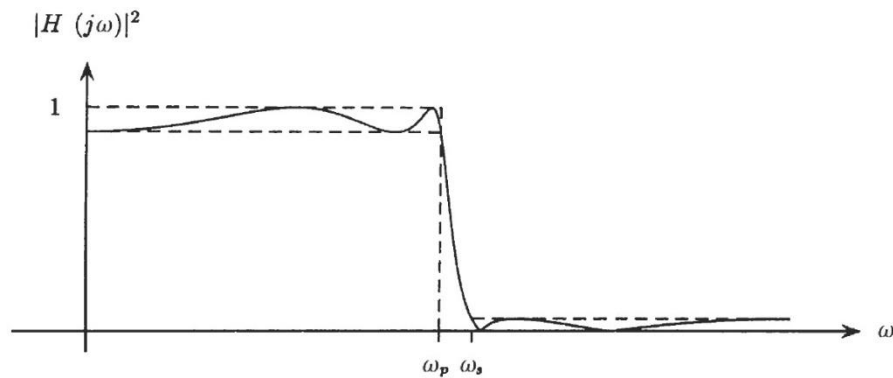


Figura 12 - Curva de resposta do filtro Elíptico [92]

### 3.4 Análise Espectral

No Processamento de Sinais a Análise Espectral constitui uma forma alternativa de identificar, descrever e analisar sinais que é complementar a análise no tempo.

Em uma grande variedade de sinais, o formato da onda no domínio do tempo é irrelevante, pois as informações estão contidas na frequência, fase e amplitude do sinal [93]. É comum a existência de informações ocultas em forma de senoides tanto em sinais naturais, como em sinais criados artificialmente.

A técnica clássica para o mapeamento entre os domínios do tempo e da frequência é a Transformada de Fourier, a qual se aplica a sinais determinísticos no domínio do tempo contínuo e energia limitada.

No Processamento Digital de Sinais, onde os sinais são caracterizados pela periodicidade no tempo discreto, a Análise Espectral pode ser obtida com o uso da Transformada Discreta de Fourier (TDF).

#### 3.4.1 Transformada Discreta de Fourier

A Transformada Discreta de Fourier é uma ferramenta matemática que converte uma lista finita de amostras igualmente distribuídas de uma função ou sinal, em uma lista de

coeficientes de uma combinação finita de senoides ordenadas por frequência, com os mesmos valores. Desta forma, realiza a transição entre os domínios do tempo e da frequência.

Normalmente esta transformada é executada através de algoritmos de FFT (*Fast Fourier Transform*), desenvolvidos para possibilitar uma análise rápida do espectro do sinal.

## 4 DESENVOLVIMENTO E VALIDAÇÃO DO SISTEMA

Apesar de ser desejável uma total detecção e caracterização comportamental de cada indivíduo monitorado, como visto nos capítulos anteriores, tal feito encontra obstáculos tanto na captação, quanto na interpretação dos dados.

A possibilidade de detecção de um aspecto do comportamento depende do princípio de monitoração utilizado e da existência de evidências consistentes desse comportamento no ponto em que o sistema de monitoração está localizado, caso o sensoriamento for baseado em características fisiológicas do animal.

A escolha da acelerometria como base para este trabalho se deu pelo fato de, não apenas o pastejo, foco principal do trabalho, mas também outras atividades relacionadas à alimentação, relevantes ao contexto do trabalho, apresentarem atividades motoras bem definidas.

O princípio de monitoramento Bioacústico também foi considerado. Segundo Lynch et al. (2013) [48], através da coleta de dados acústicos, foi possível estimar até o tempo de mastigação dos animais monitorados. Porém, o volume de dados envolvido na captação de áudio, muito superior ao volume de dados gerado na coleta de aceleração, dificulta não apenas o armazenamento, mas também uma possível transmissão e o processamento dos dados.

O rastreamento, por si, não possibilita a obtenção das informações buscadas neste trabalho. Porém, quando somado a dados fornecidos por outros sensores, pode facilitar o processo de classificação, como visto na metodologia utilizada por Schwager et al. (2007) [96]. A inclusão de dados de rastreamento neste trabalho foi descartada devido ao elevado custo das plataformas capazes de fornecer estes dados e a susceptibilidade a perda da rastreabilidade quando o animal se encontra sob áreas cobertas ou mesmo devido ao mau tempo.

Com base na redução da carga de processamento e necessidade de memória do sistema de processamento, o sistema de classificação será desenvolvido com base em características chave. Estas características serão definidas com base na análise dos dados coletados a partir do sistema de coleta selecionado, e deverão fornecer evidências suficientes para a execução da classificação da atividade de Pastejo.

#### 4.1 Dispositivo de Coleta de Dados

O DCD selecionado para a realização deste trabalho é um protótipo desenvolvido pela empresa Chip Inside, e foi gentilmente cedido para a execução deste trabalho. Sua concepção se deu especificamente para a geração de dados para análise comportamental. O dispositivo pode ser visualizado na Figura 13.

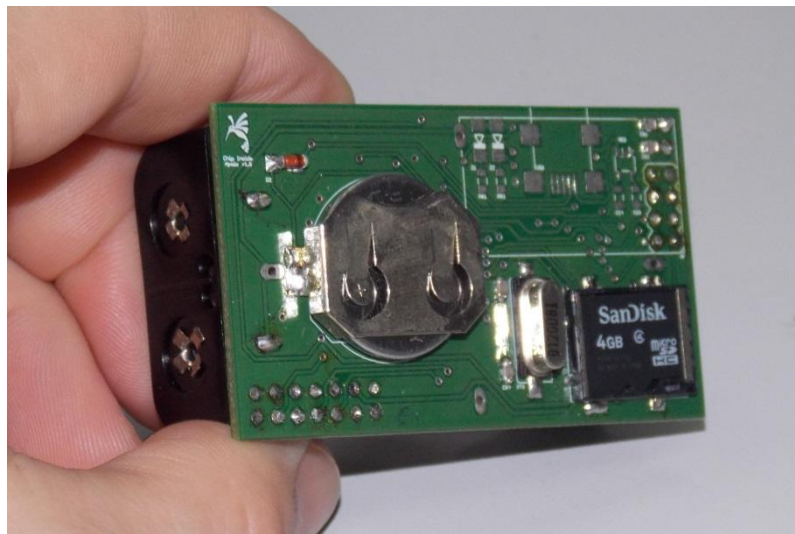


Figura 13 - Dispositivo de Coleta de Dados

Este dispositivo possibilita a coleta de aceleração tridimensional com taxa de aquisição e fundo de escala selecionáveis. Os dados de aceleração são armazenados em um cartão de memória (micro SD), e disponibilizados em arquivos com tamanho pré-definido no formato CSV (*Comma-Separated Values*). Sua autonomia varia de semanas a alguns meses, dependendo da configuração utilizada. As características físicas do dispositivo podem ser visualizadas na Tabela 3.

Tabela 3 - Características Físicas do Dispositivo de Coleta de Dados

Largura	6,4cm
Altura	3,5cm
Profundidade	2cm
Peso sem bateria	21g
Peso com bateria	69g

#### 4.1.1 Fixação do Dispositivo de Coleta dos Dados

O método e a posição de fixação do DCD foram selecionados de forma a minimizar interferências e maximizar a excitação do dispositivo durante as atividades desejadas. Visto que todo comportamento alimentar envolve diretamente a movimentação do maxilar do animal, tornou-se desejável que o DCD estivesse localizado junto, ou o mais próximo possível, do maxilar.

Com o posicionamento definido, iniciou-se o desenvolvimento de um invólucro para o DCD, e de um dispositivo de fixação para o invólucro (Buçal). Ambos foram concebidos através da parceria entre a empresa Chip Inside, o curso de Medicina Veterinária e o PPGI.

O invólucro (Figura 14) foi impresso em um poli plástico chamado de PLA (*PolyLactic Acid*). Este material é amplamente utilizado no processo de prototipagem por oferecer uma grande resistência a impactos e possuir uma leveza excepcional. Estes aspectos são fundamentais para suportar a rotina dos animais e minimizar o desconforto e consequente interferência na aquisição dos dados para este trabalho.

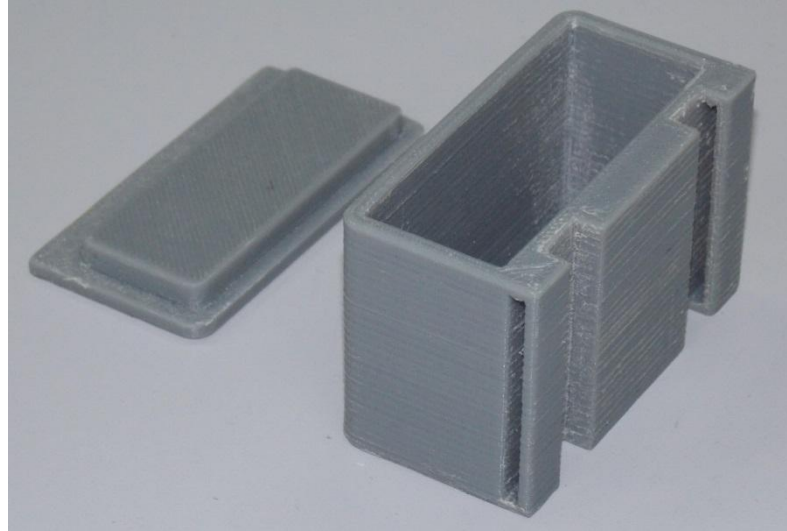


Figura 14 - Invólucro do Dispositivo de Coleta de Dados

Como pode ser visualizado na Figura 15, o conjunto, formado pelo DCD e o invólucro, foi projetado e montado de forma que o encaixe entre estas peças seja justo, evitando a geração de ruídos mecânicos que pudessem comprometer as amostras de aceleração.

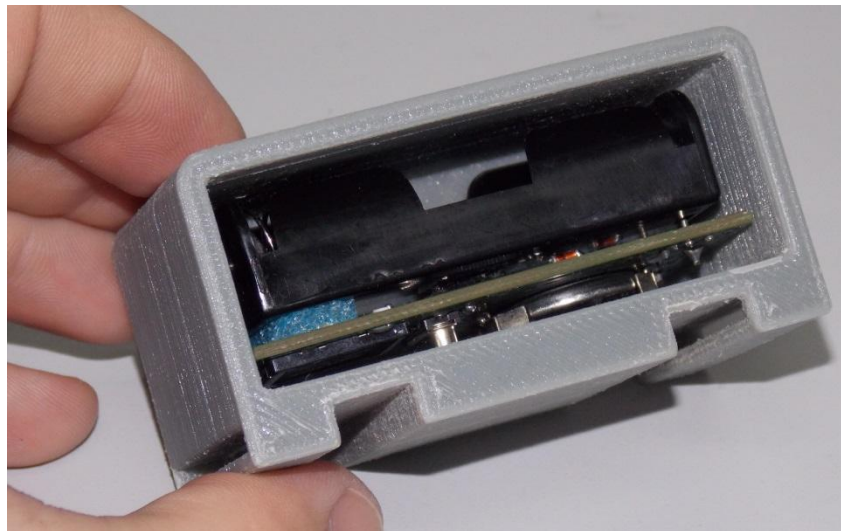


Figura 15 - Dispositivo de Coleta de Dados e Invólucro

As características físicas deste conjunto podem ser visualizadas na Tabela 4.

Tabela 4 - Características Físicas do Invólucro com o Dispositivo de Coleta de Dados

Largura	7,2cm
Altura	4,7cm
Profundidade	3,1cm
Peso	53g
Peso com o Dispositivo de Coleta	122g

O Buçal foi confeccionado artesanalmente a partir de uma fita de poliéster e possui níveis de regulagem que possibilitam a fixação e o posicionamento adequado do invólucro do DCD junto ao maxilar do animal, sem restringir ou obstruir sua movimentação. O conjunto montado pode ser visualizado na Figura 16.



Figura 16 - Buçal para a Fixação do Invólucro do Dispositivo de Coleta de Dados junto ao Animal

As características físicas do Buçal e do conjunto completo podem ser visualizadas na Tabela 5.

Tabela 5 - Características Físicas do Buçal

Peso do Buçal	350g
Peso do conjunto (CDC, Invólucro e Buçal)	472g

## 4.2 Sistema de Classificação

O sistema de classificação é formado por um algoritmo de classificação de atividades com base no sinal extraído de um filtro de pré-processamento dos dados de aceleração. Tanto o algoritmo quanto o filtro de pré-processamento foram desenvolvidos com base na análise dos dados coletados conforme descrito a seguir.

### 4.2.1 Coleta de Dados

Os dados de aceleração foram coletados no rebanho de bovinos do Departamento de Clínica de Grandes Animais da UFSM, com o auxílio de professores e alunos do curso de Graduação e Pós-Graduação em Medicina Veterinária.

Para a execução da análise foram realizadas duas coletas, ambas do mesmo animal, totalizando 130 minutos. Durante as coletas, o animal foi solto em uma pastagem, podendo se alimentar e locomover livremente junto a outros animais do rebanho. As características do animal utilizado nas coletas podem ser visualizadas na Tabela 6.

Tabela 6 - Características do Animal

Raça	Hereford
Peso	Aprox. 380Kg
Idade	< 1 ano
Gênero	Fêmea



A metodologia clássica de observação de comportamento animal foi adotada como referência para a análise e classificação dos dados de aceleração coletados. Esta metodologia consiste na criação de etogramas a partir da observação visual periódica com a mínima interferência possível.

O etograma é o registro das atividades executadas pelo animal monitorado durante um período de tempo definido. O detalhamento do etograma depende basicamente dos aspectos de interesse do estudo, e da capacidade de observação e registro do observador. Para a criação dos etogramas durante a coleta dos dados utilizados neste trabalho, foram observadas atividades relativas à locomoção e a alimentação do animal. A cada alteração de atividade, foi gerado um registro da nova atividade e da hora de ocorrência.

Como ferramenta de suporte e verificação suplementar dos dados, foi utilizado um dispositivo de filmagem. Os etogramas criados durante as coletas foram revisados e complementados a partir das filmagens.

A configuração utilizada no dispositivo de coleta para a aquisição dos dados de aceleração pode ser visualizada na Tabela 7.

Tabela 7 - Configuração utilizada no Dispositivo de Coleta de Dados

Eixos de captação ativos	3 (X,Y e Z)
Taxa de amostragem	100Hz
Escala	4G
Sensibilidade	0,0078G
Amostras por arquivo	30.000

O dispositivo foi orientado de forma que o eixo de captação X correspondesse à aceleração lateral (esquerda-direita) da cabeça do animal, o eixo de captação Y correspondesse a aceleração frontal (frente-trás) da cabeça do animal, e o eixo de captação Z correspondesse a aceleração de elevação (baixo-cima) da cabeça do animal.

A orientação do dispositivo pode ser observada na Figura 17, onde os eixos de captação estão destacados com a devida orientação.

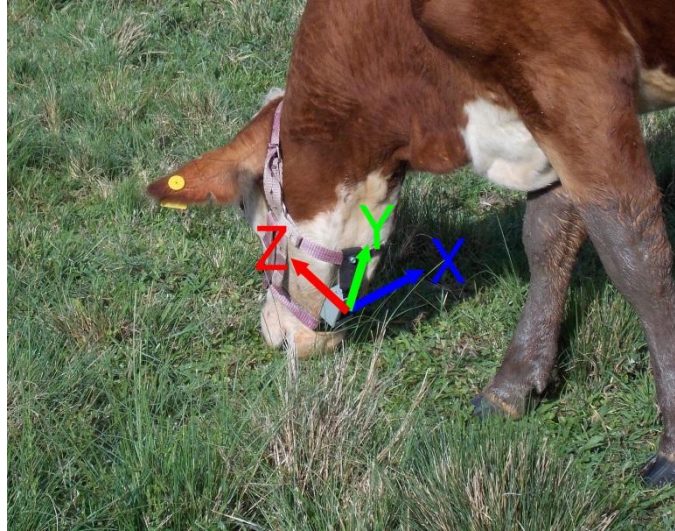


Figura 17 - Orientação do Dispositivo de Coleta de Dados

O resultado da interação entre aceleração da gravidade e a ação do animal pode ser observado na Tabela 8.

Tabela 8 - Interação entre Ação e Aceleração da Gravidade

	Amostra positiva	Amostra negativa
Eixo X	Girar a cabeça para a direita	Girar a cabeça para a esquerda
Eixo Y	Cabeça erguida	Cabeça baixa
Eixo Z	Decúbito dorsal	Postura normal

#### 4.2.2 Análise dos Dados

Durante as coletas dos dados foram observadas as atividades relativas ao Ócio, Ingestão de Água, Pastejo, Caminhada e Trote. Após as coletas, foi feita a sincronia temporal dos dados de aceleração com os etogramas criados a partir da observação. Esta etapa foi necessária devido a uma discrepância entre o relógio utilizado para a criação dos etogramas e o relógio do DCD.

A manipulação e visualização dos dados dos arquivos gerados pelo dispositivo de coleta foram realizadas através do programa GNU Octave em plataforma Linux. Uma amostra do sinal gerado pelos dados de aceleração coletados pode ser visualizada na Figura 18, onde a aceleração (G) é apresentada em função do tempo (s).

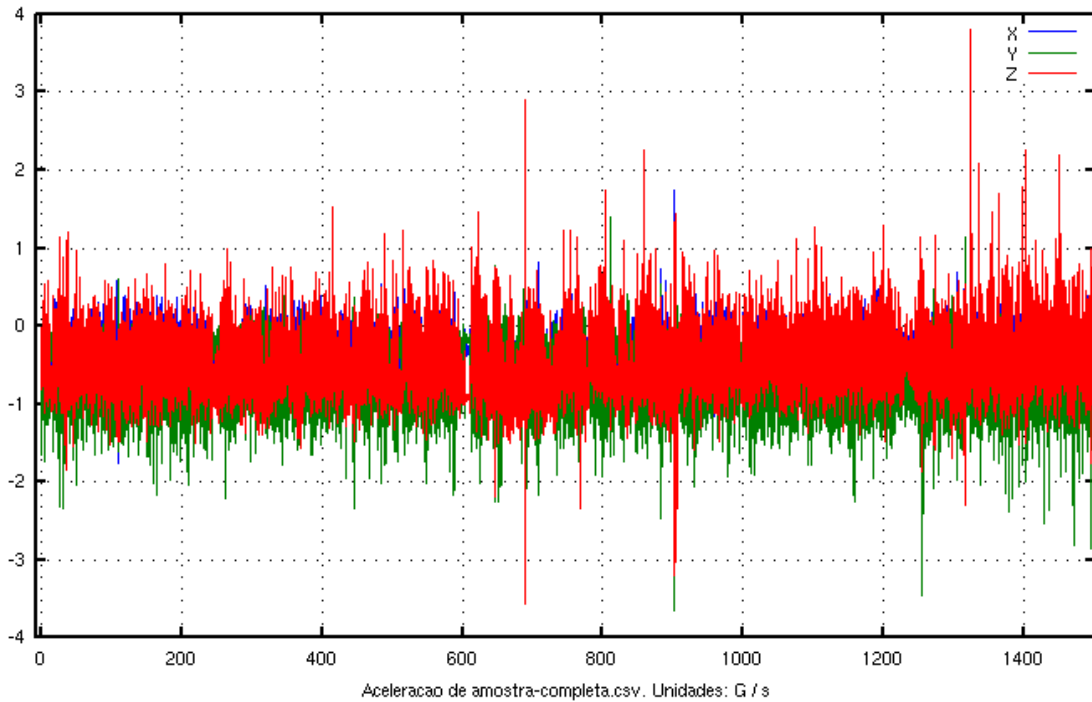


Figura 18 - Sinal de uma Amostra Completa de Aceleração

Esta figura apresenta o sinal de aceleração coletado nos 3 eixos de captação do dispositivo de coleta (X, Y e Z) com um tempo total de 1500 segundos. Esta visualização macroscópica dos dados possibilita a identificação da aceleração em toda a amostra. A variação apresentada pelo sinal corresponde a basicamente a intensidade da movimentação, ao passo que o deslocamento do sinal em referência ao ponto zero corresponde à postura apresentada pelo animal.

Buscando um maior detalhamento, o processo de análise foi dividido em duas etapas: Análise Subjetiva e Análise Objetiva. Estas etapas são descritas a seguir.

#### 4.2.2.1 Análise Subjetiva

Durante esta etapa, os gráficos gerados a partir dos dados de aceleração foram comparados aos etogramas. O objetivo principal desta abordagem foi a identificação das características macroscópicas de cada atividade, e de padrões que pudessem ser utilizados como marcadores de transição entre as atividades verificadas.

Esta abordagem possibilitou a classificação das atividades em três grupos de acordo com as características da aceleração dinâmica, gerada a partir da movimentação, e da aceleração estática, gerada pela a postura do animal. Os grupos criados e as atividades que os constituem estão listados na Tabela 9.

Tabela 9 - Classificação de Atividades

Grupo	Atividade	Postura	Movimentação
Ócio	Ócio	Ereta	Baixa
Alimentação	Pastejo	Cabisbaixa	Média Alta
	Ingestão de água	Mais Cabisbaixa	Média Baixa
Deslocamento	Caminhada	Ereta	Média
	Trote	Ereta	Alta

A transição entre as atividades sempre é marcada pela alteração de pelo menos um dos dois parâmetros utilizados para a criação dos grupos apresentados na Tabela 9. Porém, uma alteração breve, não necessariamente caracteriza uma mudança de atividade, mas pode representar uma simples ação isolada ou de reflexo que pode, ou não, ser considerada e contabilizada no etograma. Exemplos desse tipo de ocorrência podem ser visualizados na Figura 19, que consiste em uma amostra geral, formada por dados de atividades distintas identificadas de acordo com o etograma gerado durante a coleta.

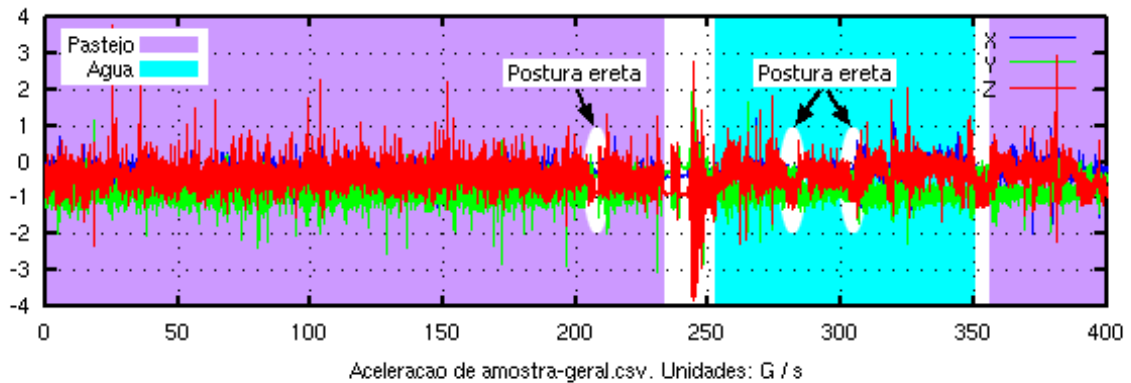


Figura 19 - Sinal de uma Amostra Geral de Aceleração com Identificação das Atividades

Esta amostra é composta por dados de Ócio, Trote, Pastoreio (identificada pela cor roxa) e Ingestão de água (identificada pela cor azul). Durante os períodos identificados como Pastoreio e Ingestão de água, podem ser observadas alterações de postura momentâneas, onde o animal passa de uma postura cabisbaixa para uma postura ereta, voltando em seguida para a atividade interrompida. Estes eventos não foram considerados na criação dos etogramas.

Nas amostras analisadas, estas alterações foram geradas por ocorrências aleatórias que chamaram a atenção do animal, como a aproximação de animais concorrentes ou ruídos, fazendo com que, por instinto ou curiosidade, o animal fizesse um reconhecimento do ambiente ao seu redor.

#### 4.2.2.2 Análise Objetiva

Para possibilitar uma análise objetiva, os dados de aceleração foram divididos em amostras segundo as atividades registradas nos etogramas.

Os aspectos observados nesta etapa foram a amplitude de aceleração (G) de cada eixo em função do tempo (s), e o espectro de frequências (Hz) apresentado em cada amostra. Todas as amostras tiveram seu tamanho padronizado em 5 segundos para manter a mesma proporção na análise do espectro de frequências.

#### 4.2.2.2.1 Análise da Amostra de Ócio

Amostras de Ócio podem ser utilizadas como referência de postura do animal. Durante o ócio, o animal pode apresentar movimentos não repetitivos, sendo em sua maioria, relativos à alteração do seu campo de visão. Tais movimentos possuem uma componente predominantemente alinhada com o eixo X do dispositivo de coleta, e em geral são sutis e de difícil observação.

Como pode ser visto no gráfico de aceleração da Figura 20, a aceleração gerada pela gravidade, componente contínua, esta predominantemente alinhada com o eixo Z, apesar de apresentar pequenas parcelas nos outros eixos. A distribuição de aceleração entre os eixos Y e Z está ligada a postura do animal. A componente apresentada no eixo X pode ser devida a uma leve inclinação lateral do dispositivo de coleta ou a forma anatômica do animal. Este desalinhamento permaneceu constante em todas as amostras analisadas e não representa obstáculo para o restante das análises.

Os gráficos de espectro das amostras confirmam a existência de movimentos de baixa frequência no eixo X. Vale ressaltar que os três eixos apresentam valores superiores a escala limite do gráfico para a frequência '0' devido a componente contínua existente em cada eixo.

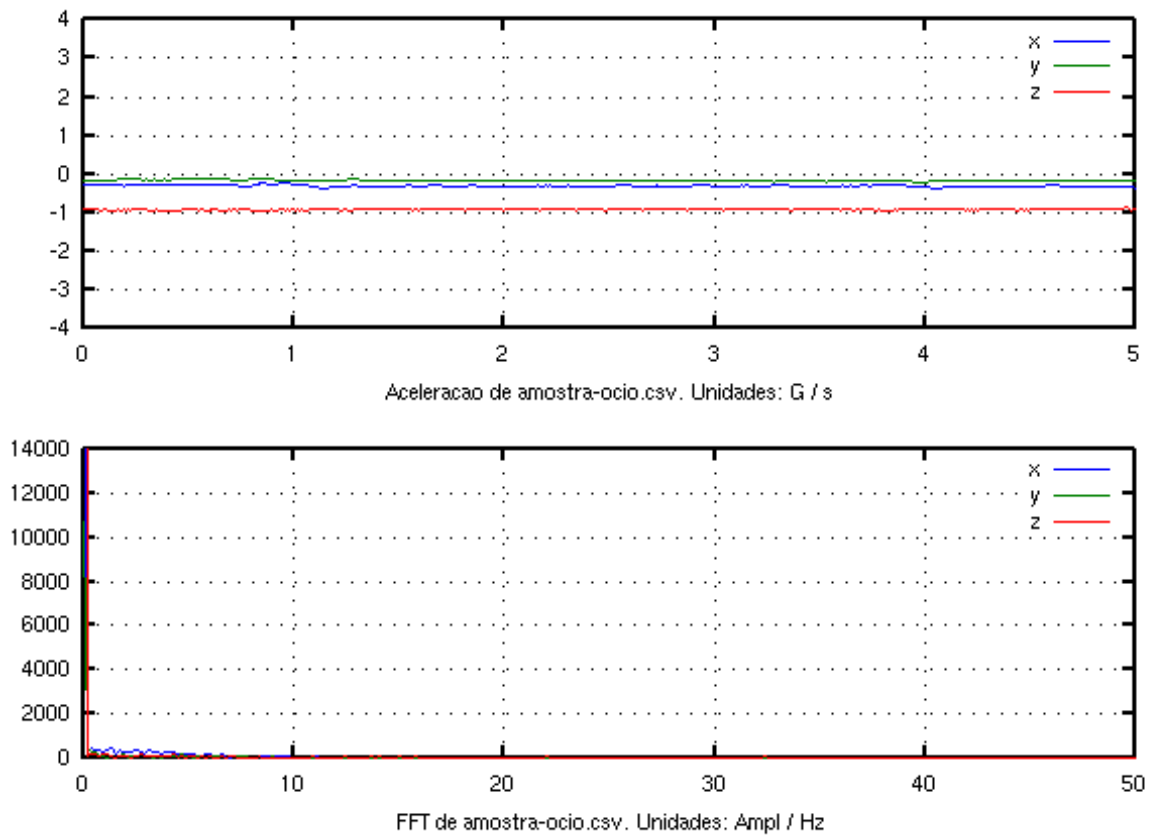


Figura 20 - Sinal de Aceleração e Espectro da Amostra de Ócio

#### 4.2.2.2.2 Análise das amostras de Alimentação

Este grupo é formado pelas atividades de Ingestão de Água e Pastejo.

A partir da observação dos gráficos de aceleração destas atividades (Figura 22 e Figura 22), foi verificada uma alteração nos níveis de aceleração contínua dos eixos Y e Z em relação aos níveis apresentados durante o Ócio. Esta inversão se deve a alteração de postura do animal nestas atividades.

Durante as atividades de alimentação observadas, o animal permanece cabisbaixo, fazendo com que o dispositivo de coleta seja rotacionado em um ângulo superior a  $45^\circ$  em torno do eixo X do dispositivo de coleta. Com o aumento do ângulo formado entre o eixo Y e o plano horizontal, o valor de aceleração contínua é transferido do eixo Z para o eixo Y.

Além da redistribuição da componente contínua, a aceleração dos três eixos apresenta distúrbios referentes à movimentação periódica, ausente no Ócio. Outra diferença em relação

ao Ócio, esta no fato de os eixos Y e Z apresentarem uma aceleração dinâmica maior que o eixo X.

O espectro de frequências apresentado pelas amostras das duas atividades evidencia uma presença significativa de frequências abaixo de 12,5Hz, com picos desenhados nos três eixos para a amostra de Pastejo, e coincidentes para os eixos Y e Z para a Ingestão de Água. Porém, a frequência de ocorrência dos picos, em ambas as atividades, foi diferente em cada uma das amostras analisadas. A alteração da localização dos picos no espectro de frequências destas atividades parece estar relacionada à presença de animais concorrentes em torno do animal monitorado durante a alimentação, e as características do alimento no caso do Pastejo. A presença de concorrência faz com que o animal acelere sua atividade.

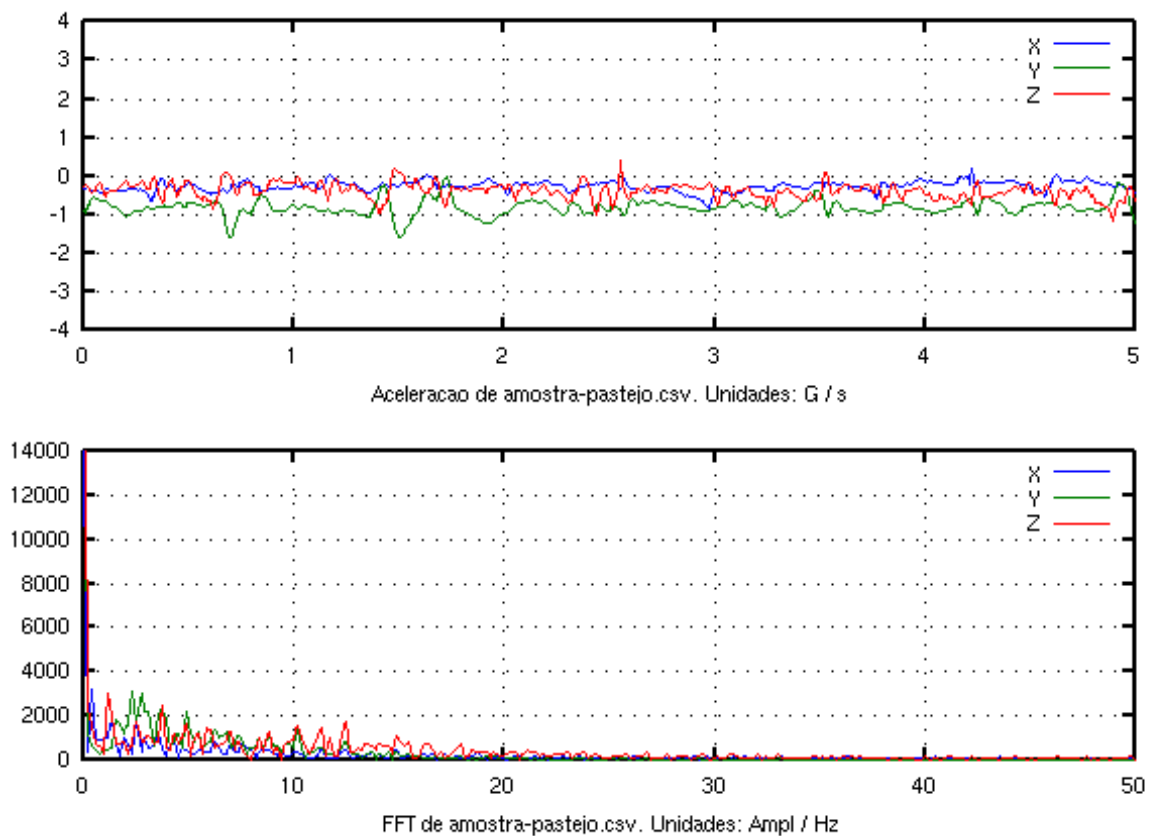


Figura 21 - Sinal de Aceleração e Espectro da Amostra de Pastejo



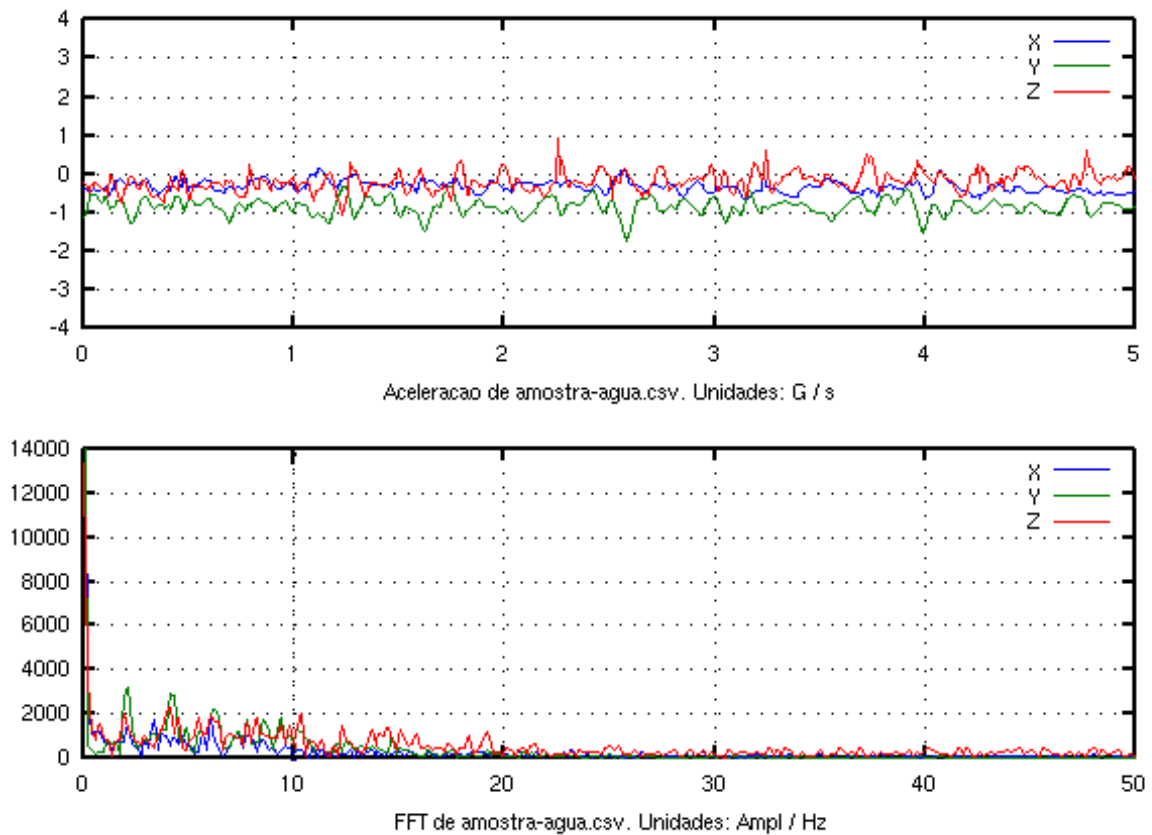


Figura 22 - Sinal de Aceleração e Espectro da Amostra de Ingestão de Água

#### 4.2.2.2.3 Análise das Amostras de Deslocamento

Este grupo engloba atividades de Caminhada e Trote.

Os gráficos das atividades deste grupo (Figura 24 e Figura 24) apresentam características de postura similares à postura apresentada durante o Ócio, onde o eixo Y mantém valores de aceleração predominantemente superiores aos valores de aceleração apresentados no eixo Z, e componentes periódicas na mesma faixa de frequências encontradas no grupo de atividades de alimentação.

As principais diferenças ficam em torno dos níveis de aceleração dinâmica. Enquanto o nível dos distúrbios apresentados nas amostras de Caminhada é inferior ao nível dos os distúrbios apresentados nas atividades do grupo de alimentação, o nível dos distúrbios do Trote é muito superior, facilitando a distinção entre as atividades de deslocamento.

No espectro de frequências, a Caminhada apresenta, na grande maioria das amostras, um pico distinto nos eixos Y e Z, apesar de sua posição variar em frequência de acordo com a amostra.

O espectro de frequências do Trote, também apresenta variações entre as amostras, possuindo múltiplos picos nos três eixos, predominantemente distribuídos em frequências abaixo de 10Hz.

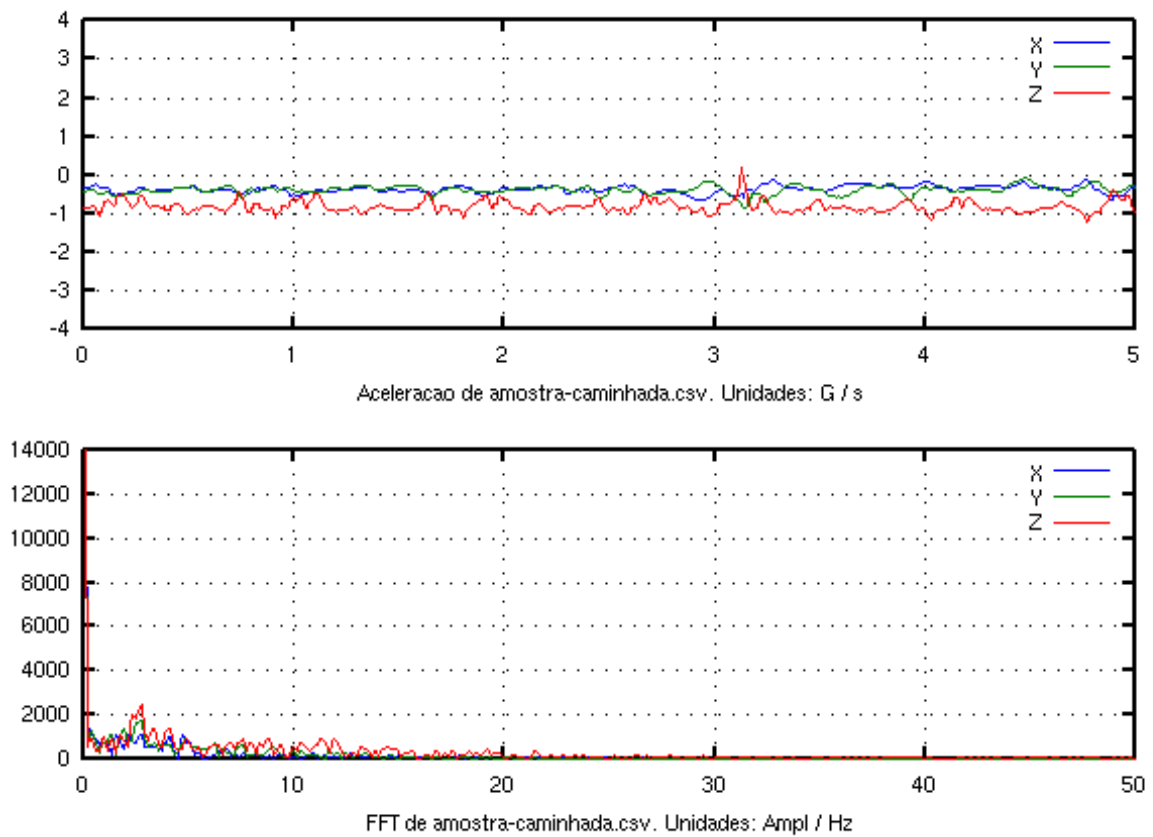


Figura 23 - Sinal de Aceleração e Espectro da Amostra de Caminhada

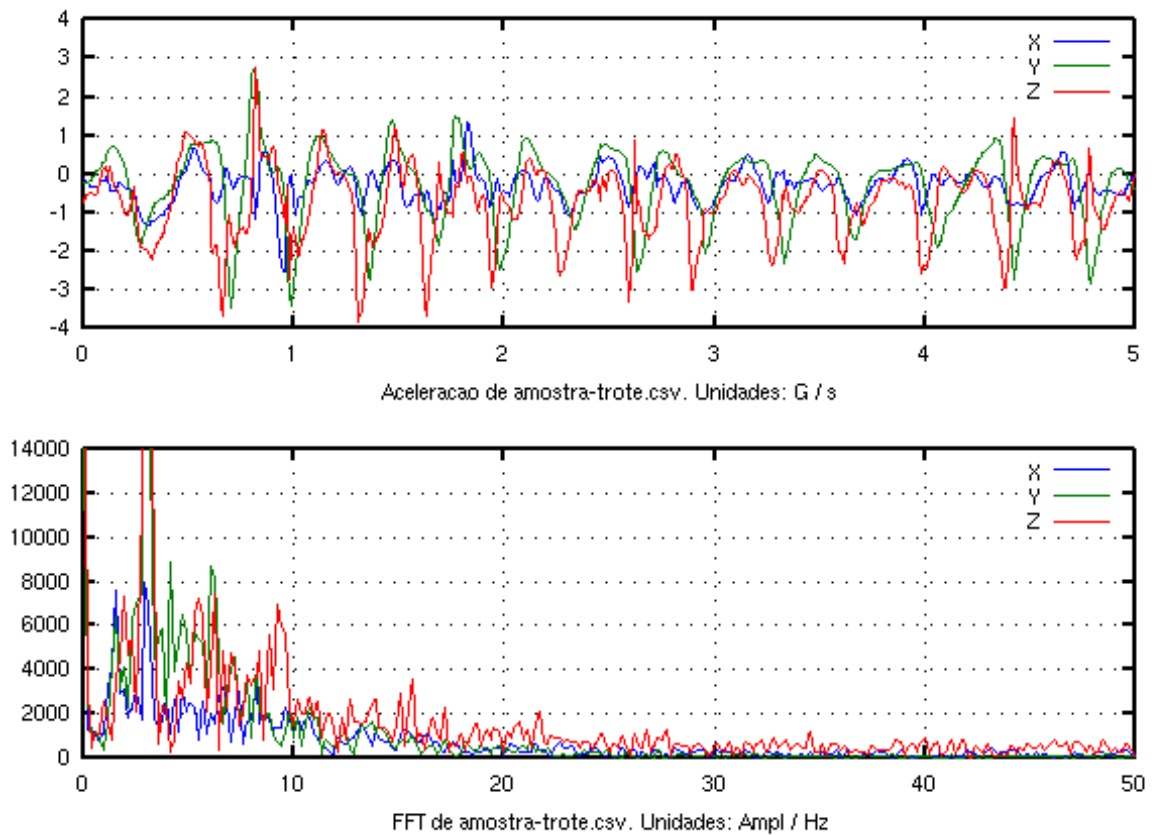


Figura 24 - Sinal de Aceleração e Espectro da Amostra de Trote

#### 4.2.2.3 Conclusões de Análise

A partir das análises Subjetiva e Objetiva, podem ser apresentadas as seguintes conclusões:

- Segundo a análise de espectro das amostras, a classificação direta das atividades com base na aplicação de filtros é dificultada pela variação das componentes presentes em diferentes amostras da mesma atividade;
- A ausência de componentes significativas em frequências superiores a 12,5Hz apontam para a possibilidade de redução da taxa de amostragem da coleta de dados;
- Os dados obtidos a partir da aceleração no eixo X são irrelevantes para a caracterização do pastejo perante as outras atividades;
- Uma alteração breve de qualquer parâmetro não necessariamente caracteriza uma mudança de atividade, porém, pode ser considerada;

- Existem evidências consistentes de que é possível separar o Pastejo das outras atividades observadas a partir da postura do animal.

Com base nestas conclusões, optou-se pela utilização de um filtro Passa Baixas como meio de extração de dados de postura para a classificação da atividade de Pastejo. A utilização deste filtro deve suprimir sinais relativos a movimentos rápidos, não desejáveis para a verificação da postura.

#### 4.2.3 Desenvolvimento do filtro

A partir da variação observada na análise do espectro das amostras, foi executada uma varredura na frequência de corte do filtro Passa Baixas, em frequências ligeiramente abaixo da faixa de frequências de maior incidência verificada, visando o máximo de estabilidade com o menor atraso possível para a verificação da postura.

Na busca de alternativas para a redução de carga de processamento e necessidade de memória foram avaliadas as aproximações Butterworth, Chebyshev I, Chebyshev II e Elíptico. Estes fatores se tornam limitantes em análises de amostras de grande porte e na portabilidade do sistema para plataformas embarcadas.

Para as aproximações Chebyshev I e Elíptico, a variação máxima admitida na Banda de Passagem foi de 3dB. A atenuação mínima admitida na Banda de Rejeição para as aproximações Chebyshev II e Elíptico foi de 40dB. As combinações entre as características de corte e aproximações avaliadas podem ser visualizadas na Tabela 10.

A avaliação dos filtros foi feita através da comparação visual entre o gráfico dos dados de aceleração filtrados e o etograma. O melhor resultado foi obtido a partir de um filtro Chebyshev I, cujas características estão listadas na Tabela 11. Os gráficos de amplitude e fase deste filtro podem ser visualizados na Figura 25.

Tabela 10 - Filtros Avaliados

		Frequência mínima da Banda de Rejeição (Hz)			
		0,2	0,4	0,8	1
Frequência máxima da Banda Passante (Hz)	0,05	Chebyshev I Chebyshev II Elíptico	Chebyshev I Chebyshev II Butterworth	Butterworth	
	0,1	Chebyshev I Chebyshev II Elíptico	Chebyshev I Chebyshev II Elíptico	Chebyshev I Chebyshev II Butterworth	Butterworth
	0,2		Chebyshev I Chebyshev II Elíptico	Chebyshev I Chebyshev II Elíptico	Chebyshev I Chebyshev II Butterworth
	0,4			Chebyshev I Chebyshev II Elíptico	Chebyshev I Chebyshev II Elíptico
	0,8				Chebyshev I Chebyshev II Elíptico

Tabela 11 - Características do Filtro Selecionado

Frequência máxima da Banda Passante	0,1Hz
Frequência mínima da Banda de Rejeição	0,2Hz
Frequência máxima de trabalho	100Hz (taxa de amostragem)
Varição máxima na amplitude da Banda de Passante	3dB
Ganho máximo na Banda de Rejeição	40dB
Ordem	5

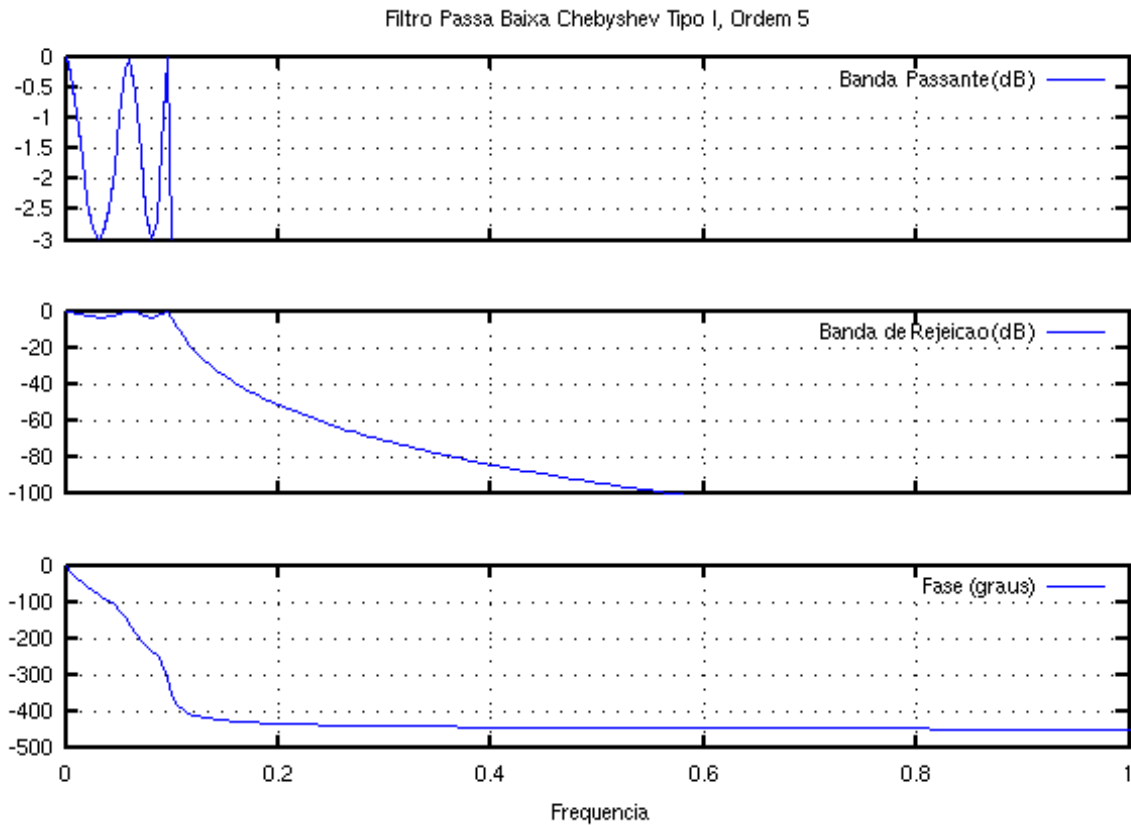


Figura 25 - Amplitude e Fase do Filtro

A efetividade do filtro pode ser visualizada na Figura 26, onde o gráfico superior apresenta os dados de aceleração dos eixos Y e Z da amostra geral apresentada anteriormente, e o gráfico inferior apresenta o resultado obtido após a passagem destes dados pelo filtro.

Os dados filtrados facilitaram a verificação do ângulo formado entre o eixo Y e o plano horizontal, que foi obtido através da seguinte equação:

$$\alpha = \arcsen(|Y|) \quad (12)$$

Utilizando os valores filtrados da aceleração no eixo Y das amostras de Pastejo, foram obtidos ângulos predominantemente entre  $50^\circ$  e  $60^\circ$ , com rápidas variações (picos) acima desta faixa. A partir das amostras de Ingestão de Água foram obtidos ângulos predominantemente entre  $60^\circ$  e  $80^\circ$ , com rápidas variações acima e abaixo desta faixa em algumas amostras.

A diferença entre a angulação verificada durante estas atividades pode ser explicada pela necessidade de imersão do focinho para possibilitar a sucção durante a Ingestão da Água, o que requer uma angulação ligeiramente maior.

A faixa de angulação apresentada durante o Pastejo não sofreu alteração com a variação da altura da pastagem, nem com a variação da angulação do terreno.

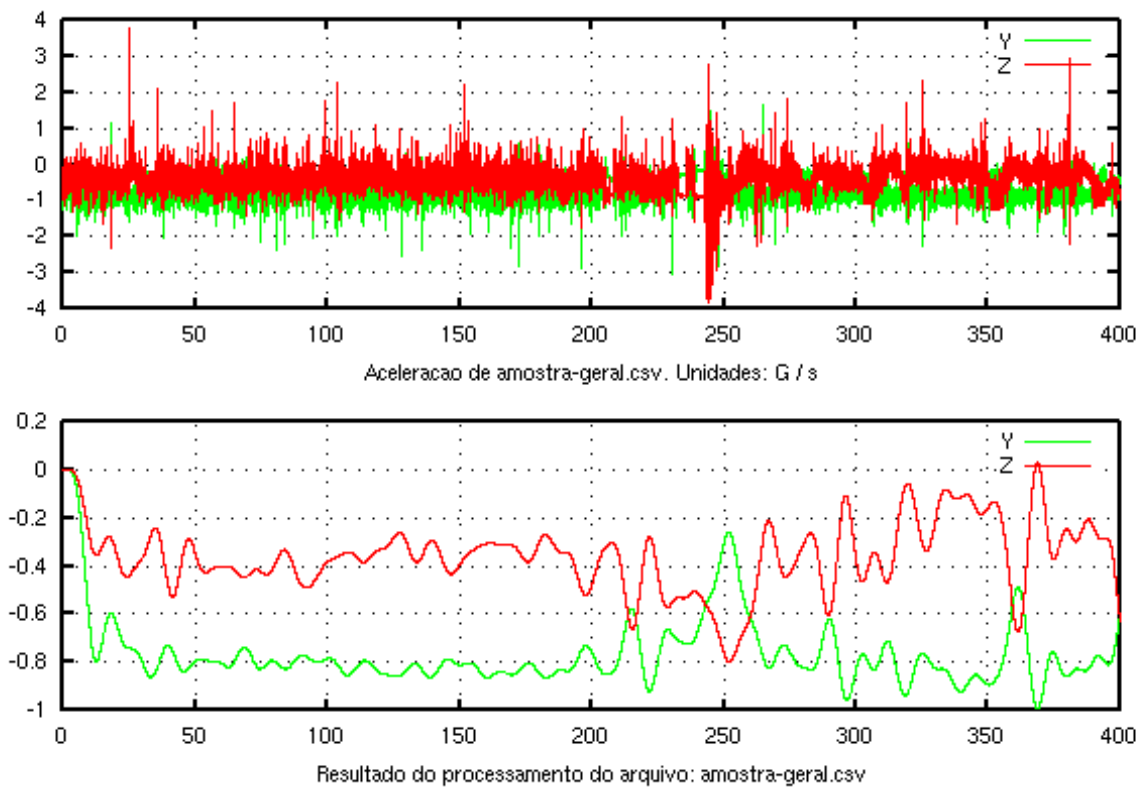


Figura 26 - Sinal Original e Filtrado da Amostra Geral de Aceleração

Como pode ser observado no gráfico com dados filtrados, ambos os eixos iniciam com valores nulos e apresentam um atraso em relação aos dados originais. Isto é devido à componente integrativa do filtro.

#### 4.2.4 Identificação da Postura

Para a identificação da postura foi criado um algoritmo de varredura e comparação dos valores referentes à aceleração filtrada dos eixos Y e Z. Os valores de aceleração foram transferidos dos arquivos CSV para vetores, onde foi executada a aplicação do filtro, atualizando os vetores com os dados filtrados.

A angulação mínima entre o eixo Y e o plano horizontal utilizada para considerar o animal cabisbaixo foi de 45°, pondo em que o eixo Y deixa de apresentar valores de aceleração maiores que os valores do eixo Z. Esta abordagem simplificou o algoritmo e não comprometeu o resultado final.

A partir da comparação foi gerado um novo vetor (“Cabisbaixo”) para a identificação da postura junto ao gráfico da aceleração processada da amostra, onde o valor ‘1’ representa a postura cabisbaixa, e o valor ‘-1’ representa a postura normal. Vale ressaltar que a postura cabisbaixa é apresentada em ambas as atividades do grupo de Alimentação, de forma que, para identificar corretamente o Pastejo, a atividade de Ingestão de Água também precisa ser identificada.

O fluxograma do algoritmo e os gráficos resultantes podem ser visualizados na Figura 28 e Figura 28 respectivamente.



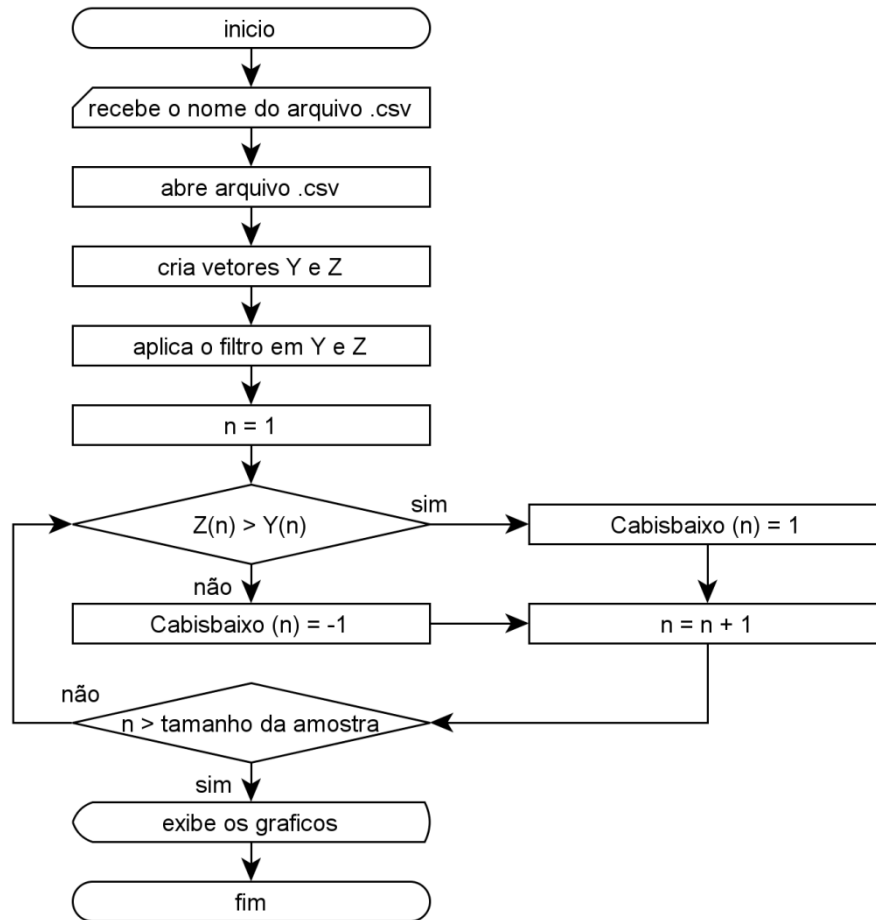


Figura 27 - Algoritmo de Identificação da Postura

Na Figura 28, pode ser observada uma inconsistência entre a classificação de atividade baseada no etograma e a classificação de postura gerada pelo algoritmo. A primeira ocorrência de postura ereta destacada no gráfico de dados de aceleração integral e desconsiderada na criação do etograma foi considerada pelo algoritmo de classificação como uma mudança de atividade, e contabilizada como tal. O mesmo não se repete nas ocorrências seguintes.

Uma análise mais precisa da amostra indicou que a atividade divergente apresentou um tempo de ocorrência de 5s, ao passo que as ocorrências não divergentes apresentaram um tempo máximo de 2s. Este comportamento se manteve consistente durante a análise do restante das amostras.

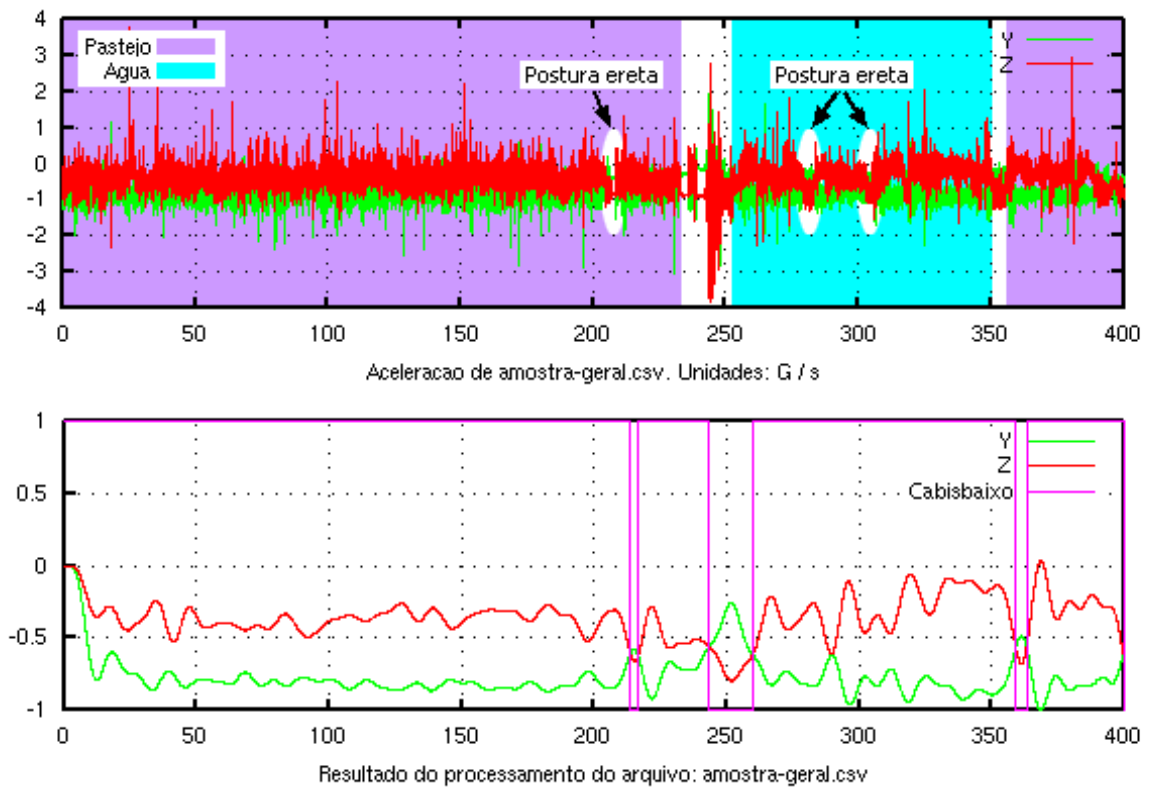


Figura 28 - Sinal Original com Identificação das Atividades e Filtrado com o Resultado da Identificação da Postura pelo Algoritmo

#### 4.2.5 Identificação do Pastejo

Como observado anteriormente, a angulação formada entre o eixo Y e o plano horizontal durante a Ingestão de Água é ligeiramente superior à angulação formada durante o Pastejo. Esta característica foi utilizada como fator de diferenciação entre as duas atividades.

Devido às sobreposições causadas pelas oscilações de angulação apresentadas durante as duas atividades, o algoritmo foi alterado de forma que, ao detectar a postura cabisbaixa, as amostras de aceleração contidas no intervalo de apresentação desta postura, que formassem uma angulação superior a  $60^\circ$  fossem contabilizadas como forma de verificar o tempo de manifestação de ângulos superiores a este valor. Ao verificar uma nova alteração de postura, ou chegar ao final do arquivo, o vetor de classificação (“Pastejo”) é atualizado com base no tempo em que a angulação permaneceu superior a  $60^\circ$ . Se o tempo for inferior a 5 segundos, a atividade é classificada como Pastejo.

A desclassificação do Pastejo baseada em uma angulação superior a  $60^\circ$  durante um tempo fixo, superior a 5s, pode levar a uma classificação errônea em casos onde o animal mantém a atividade de Pastejo em intervalos prolongados. No entanto, nenhum evento de classificação errônea causada devido ao tempo prolongado de atividade de Pastejo foi verificado durante o desenvolvimento deste trabalho.

O fluxograma do algoritmo e os gráficos resultantes podem ser visualizados na Figura 30 e Figura 30.

A partir dos gráficos apresentados na Figura 30 pode ser observado que a classificação do Pastejo foi efetuada de forma consistente, eliminando efetivamente a atividade de Ingestão de Água.

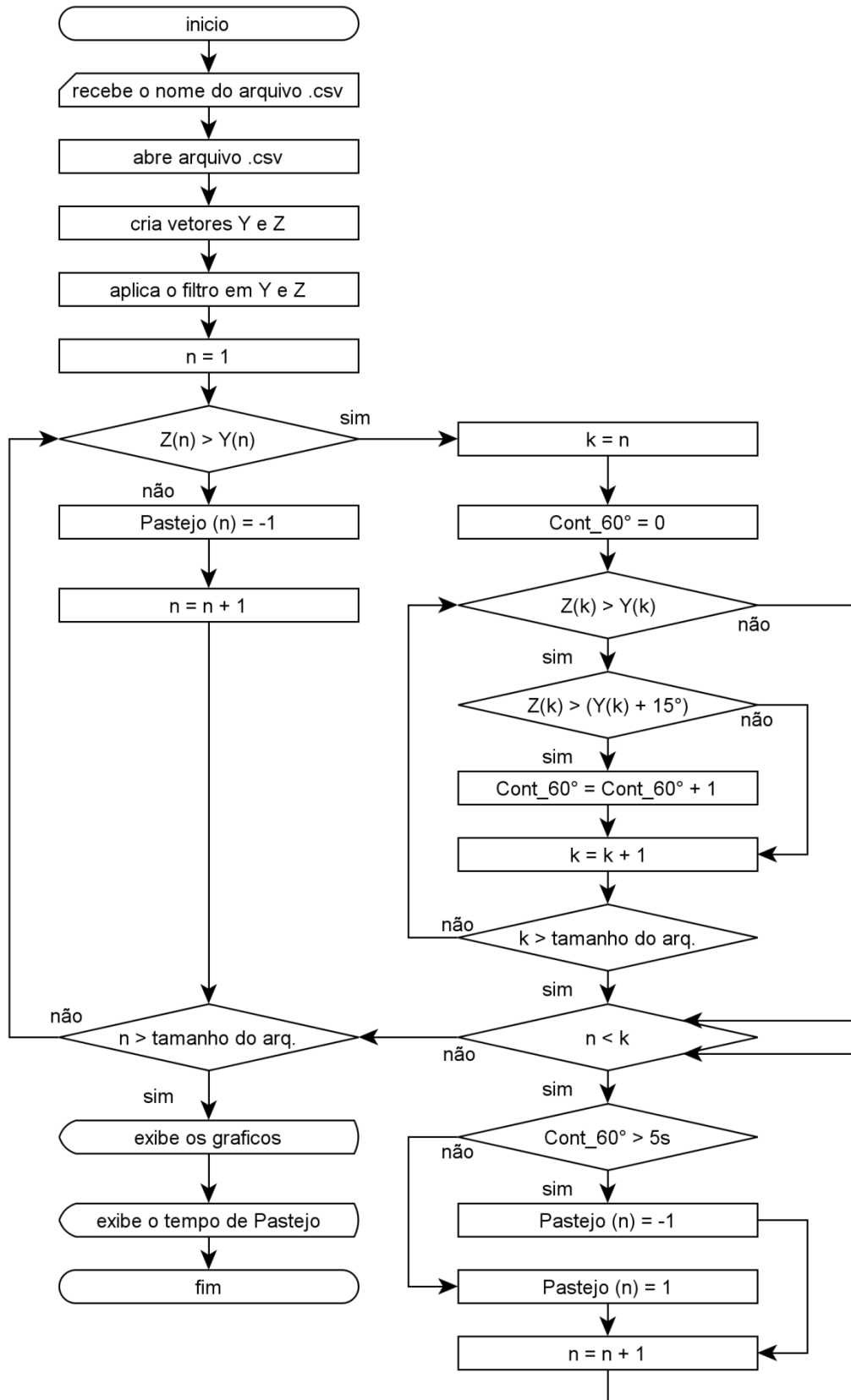


Figura 29 – Fluxograma de Identificação do Pastejo

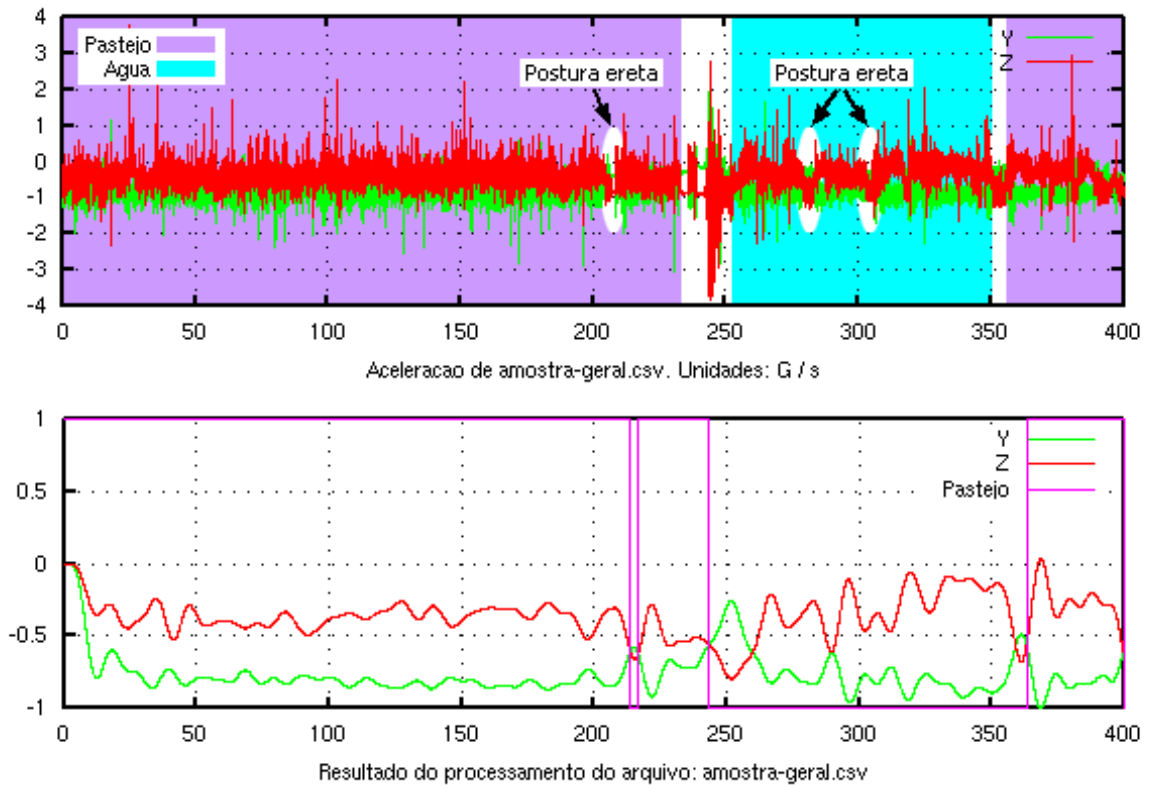


Figura 30 - Sinal Original com Identificação das Atividades e Filtrado com o Resultado da Identificação do Pastejo pelo Algoritmo

#### 4.2.6 Informações Adicionais

Apesar de não fazer parte do escopo principal deste trabalho, a Ingestão de Água fornece dados importantes sobre a rotina dos animais. Visando a apresentação desta classificação, foi acrescentado ao algoritmo um novo vetor de classificação (“Água”) para possibilitar a identificação desta atividade nos gráficos apresentados.

Além das informações gráficas sobre o Pastejo e a Ingestão de Água, foi acrescentada ao algoritmo a apresentação de informações sobre o tempo de ocorrência de cada atividade, além do tempo não classificado.

O fluxograma do algoritmo final, bem como os gráficos e as informações obtidas a partir do algoritmo são apresentados a seguir.

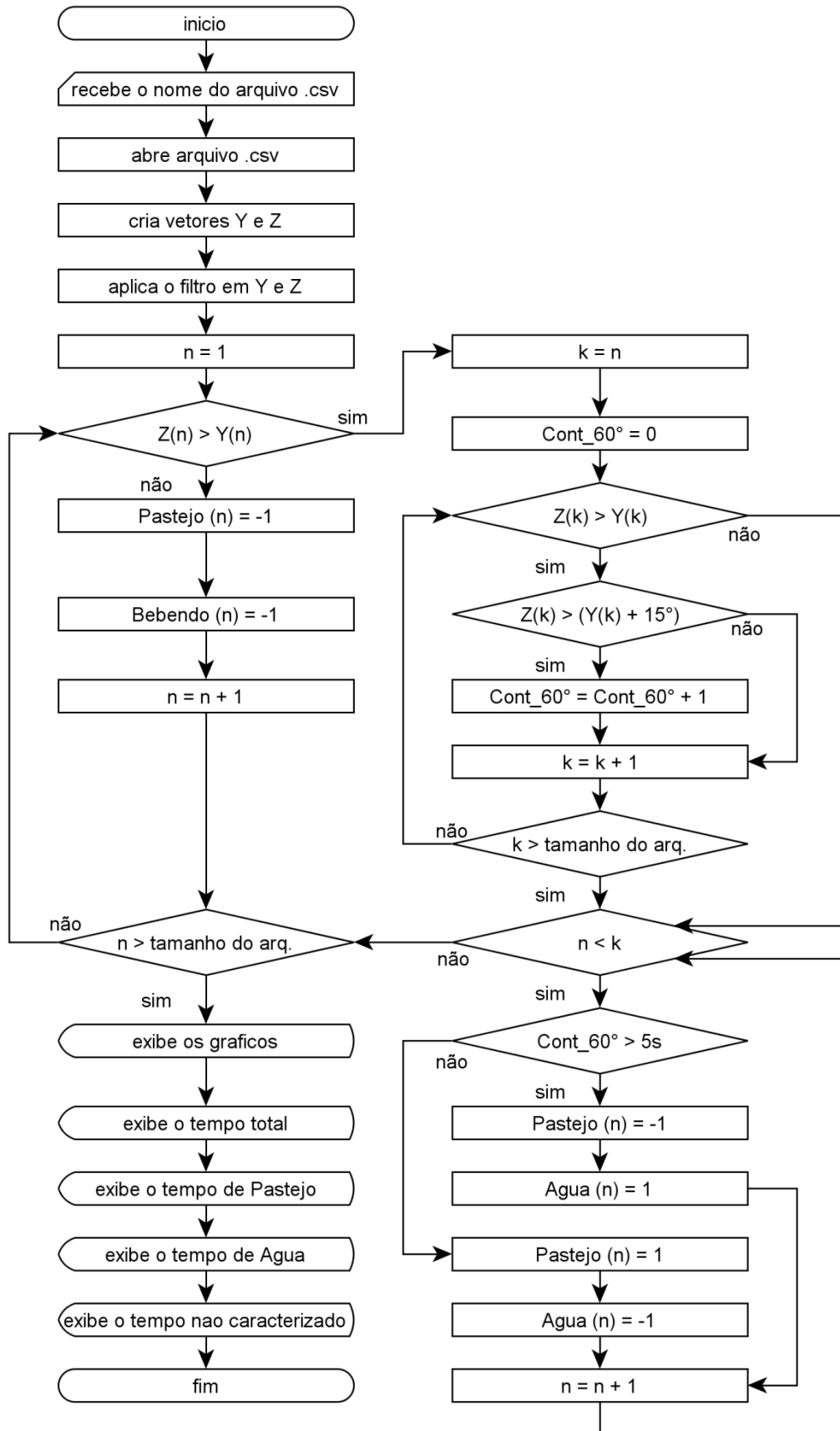


Figura 31 - Fluxograma de Identificação do Pastejo e Ingestão de Água

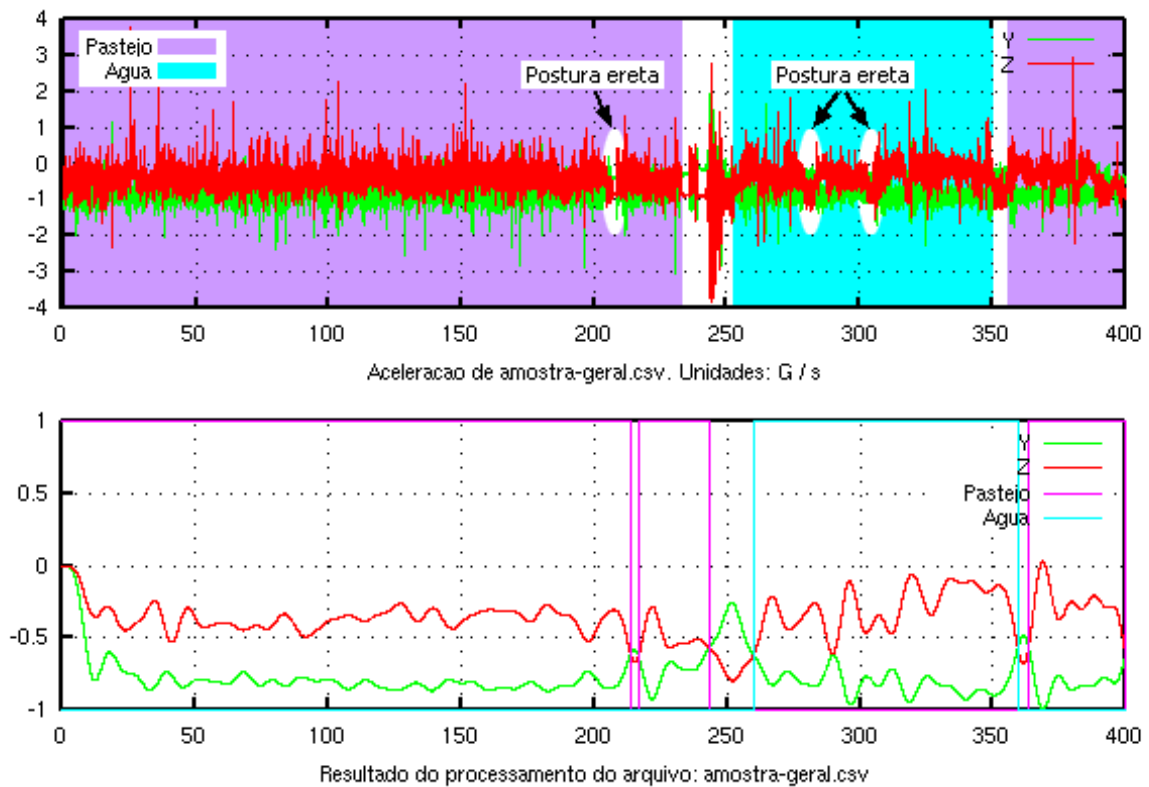


Figura 32 - Sinal Original com Identificação das Atividades e Filtrado com o Resultado da Identificação do Pastejo e da Ingestão de Água pelo Algoritmo

```

jonas@inspiron: ~/samples
File Edit View Search Terminal Help
octave:10> processar ("amostra-geral.csv")
Amostras_de_aceleracao = 40000
Unidade_de_retorno = Minutos
Tempo_total_do_arquivo = 6.6667
Tempo_de_pastejo = 4.6152
Tempo_de_ingestao_de_agua = 1.6552
Tempo_de_atividades_nao_classificadas = 0.39633
octave:11>

```

Figura 33 - Dados Retornados pelo Algoritmo

A Figura 33 apresenta uma janela do terminal de acesso ao GNU Octave onde foi executada uma chamada do sistema de classificação para o processamento do arquivo *amostra-geral.csv*. Como pode ser observado, as informações retornadas são:

- Número de amostras de aceleração contidas no arquivo;
- Unidade dos dados retornados;

- Tempo total do arquivo;
- Tempo de pastejo;
- Tempo de ingestão de água;
- Tempo de atividades não classificadas.

### 4.3 Validação

A validação do sistema de classificação foi executada a partir de dados coletados em um animal do mesmo rebanho do animal utilizado na coleta dos dados para a análise, com características de tamanho e peso similares, em duas coletas distintas, a campo e confinado, totalizando aproximadamente 120 minutos, seguindo o mesmo processo utilizado na coleta dos dados utilizados para a análise inicial e criação do sistema de classificação.

Ao passo que os dados coletados a campo contêm amostras de todas as atividades analisadas neste trabalho, os dados coletados durante o confinamento não contêm amostras de atividades de alimentação e foram incluídos na fase de validação como forma de verificar efetivamente a robustez do sistema de classificação. Vale ressaltar que o sistema desenvolvido neste trabalho tem como objetivo principal fornecer informações sobre o tempo de Pastejo, atividade apresentada somente quando o animal está a campo.

Os dados para a validação foram coletados a partir do mesmo dispositivo, com as mesmas configurações utilizadas na coleta inicial. Os arquivos gerados pelo dispositivo durante cada coleta foram acessados sequencialmente e de forma ininterrupta.

A partir destes dados foram verificados:

- O erro no tempo de ocorrência das atividades - diferença entre o tempo contabilizado nas atividades registradas nos etogramas e o tempo informado pelo sistema de classificação;
- A não detecção de atividades - não detecção de alterações momentâneas de atividade;
- A classificação errônea de atividades - classificação de uma atividade como outra (ex. classificar o Trote como Pastejo).



Como referências para esta verificação foram utilizadas as filmagens e os etogramas feitos durante a coleta dos dados. Os etogramas foram complementados a partir das filmagens visando o maior detalhamento possível.

O resultado das verificações pode ser visualizado na tabela a seguir.

Tabela 12 - Resultado da Validação do Sistema

Erro no tempo de ocorrência das atividades	< 3%
Não detecção de atividades (tempo de ocorrência < 3s)	< 20%
Não detecção de atividades (tempo de ocorrência entre 3s e 5s)	< 4,5%
Não detecção de atividades (tempo de ocorrência > 5s)	0%
Classificação errônea	< 1,7%

A classificação errônea ocorreu apenas na classificação dos dados coletados a partir de animais confinados, onde outras atividades foram classificadas brevemente como Pastejo, representando um total de 1,68% do tempo total da amostra.

## 5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho assumiu como objetivo a concepção de um sistema que possibilite a obtenção de informações relativas ao tempo de Pastejo com base em dados de aceleração tridimensionais coletados por um dispositivo de monitoração fixado ao animal, obtendo as informações desejadas a partir da utilização de filtros desenvolvidos com base na análise espectral dos dados, e algoritmos de identificação comportamental. Tal objetivo foi atingido a partir da aplicação dos conhecimentos obtidos com a Revisão Bibliográfica e estudo da Fundamentação Teórica.

A escolha do princípio de monitoração, bem como do posicionamento do dispositivo de monitoração, mostraram-se adequadas, fornecendo evidências suficientes para a identificação da postura como característica chave para o desenvolvimento do sistema de classificação da atividade de Pastejo.

A utilização do filtro como elemento de pré-processamento do sistema reduziu consideravelmente a complexidade do sistema de classificação. A utilização da análise espectral para o levantamento das características necessárias, bem como seleção adequada do filtro, se mostraram essenciais para esta redução.

A metodologia utilizada, apesar de exigir um tempo maior de análise e desenvolvimento, se mostrou válida, possibilitando a concepção de um sistema de classificação simples, e com grande potencial para operação embarcada, tendo em vista a baixa ordem do filtro de pré-processamento utilizado (ordem 5), e a simplicidade do algoritmo em relação aos algoritmos apresentados na Revisão Bibliográfica.

Os resultados apresentados na validação são satisfatórios e comprovam a eficiência de classificação do sistema nas condições testadas até o momento.

### 5.1 Trabalhos Futuros

O sistema desenvolvido neste trabalho pode ser aperfeiçoado. O aperfeiçoamento pode ser obtido a partir da realização das seguintes ações:

- Realização de testes extensivos a campo e em confinamento com animais de diferentes portes e raças a fim de possibilitar uma melhor avaliação da eficiência e a execução de possíveis ajustes;
- Verificação do impacto da redução da taxa de amostragem, passo significativo para a utilização do sistema em plataformas embarcadas;
- Implementação da classificação do restante das atividades já identificadas;
- Obtenção e análise de amostras e inclusão da classificação de outras atividades passíveis de detecção;
- Desenvolvimento de uma interface mais amigável;
- Portar o sistema de identificação para uma plataforma embarcada de forma a viabilizar a transferência de dados remota.

## BIBLIOGRAFIA

- [1] CARVALHO, L. A. et al. Importância Econômica. **Embrapa - Gado de Leite**. Disponível em: <<http://sistemasdeproducao.cnptia.embrapa.br/FontesHTML/Leite/LeiteCerrado/importancia.html>>. Acesso em: Maio 2015.
- [2] MAIA, G. B. S. et al. Produção leiteira no Brasil. **BNDES**. Disponível em: <[http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/export/sites/default/bndes\\_pt/Galerias/Arquivos/conhecimento/bnset/set3709.pdf](http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/export/sites/default/bndes_pt/Galerias/Arquivos/conhecimento/bnset/set3709.pdf)>. Acesso em: Maio 2015.
- [3] P. B. Economia e Emprego. **Portal Brasil**, 27 Fevereiro 2014. Disponível em: <<http://www.brasil.gov.br/economia-e-emprego/2014/02/governo-quer-aumentar-producao-de-leite-em-40-em-10-anos>>. Acesso em: Maio 2015.
- [4] COOKE, S. J. et al. Biotelemetry: a mechanistic approach to ecology. **Trends Ecol Evol** **19**, p. 334-348, 2004.
- [5] HOOKER, S. et al. Bio-logging science: logging and relaying physical and biological data using animal-attached tags. **Deep Sea Res II Tropical Stud Oceanogr** **54**, p. 177-182, 2007.
- [6] RUTZ, C.; HAYS, C. G. New frontiers in biologging science. **Biol Lett**, p. 289-292, 2009.
- [7] KOOYMAN, G. Genesis and evolution of bio-logging devices. **Mem Natsl Ist Polar Res**, p. 15-58, 2004.
- [8] YODA, K. et al. A new technique for monitoring the behaviour of free-ranging adelic penguins. **J Exp Biol** **204**, p. 285-292, 2001.
- [9] WATANABE, S. et al. A new technique for monitoring the detailed behaviour of terrestrial animals: a case study with the domestic cat. **Appl Anm Behav Sci** **94**, p. 117-131, 2005.

- [10] WILSON, R.; SHEPARD, E.; LIEBSCH, N. Prying into the intimate details of animal lives: use of daily diary on animals. **Endangered Species Res**, v. 4, p. 123-137, 2008. ISSN doi:10.3354/esr00064.
- [11] BRITT, W. et al. An embedded system for real-time navigation and remote command of a trained canine. **Personal Ubiquitous Comput** **15**, p. 61-74, 2011.
- [12] GREEN, J. A. et al. Do seasonal changes in metabolic rate facilitate changes in diving behaviour? **J Exp Biol** **208**, p. 2581-2593, 2005.
- [13] STOCKARD, T. K. et al. Air sac po<sub>2</sub> and oxygen depletion during dives of emperor penguins. **J Exp Biol** **208**, p. 2973-2980, 2005.
- [14] BOYD, I.; KATO, A.; ROPERT-COUDERT, Y. Bio-logging science: sensing beyond the boundaries 58. **Mem Natl Inst Polar Res Spec**, p. 1-14, 2004.
- [15] LANDER, M. et al. Foraging effort of fuvvenile steller sea lions eumetopias jubatus with respect to heterogeneity of sea surface temperature. **Endang Species Res** **10**, p. 145-158, 2010.
- [16] BOGRAD, S. et al. Biologging technologies: new tools for conservation. **Endangered Species Res**, v. 10, p. 1-7, 2010. ISSN doi:10.3354/esr00269.
- [17] SCEPARD, E. L. C. et al. Identification of animal movement patterns using tri-axial accelerometry. **Endangered Spc Rec**, p. 47-60, 2010.
- [18] DE PASSILLÉ, A. M. et al. Use of accelerometers to describe gait patterns in dairy calves. **J Dairy Sci**, p. 3187-3293, 2010.
- [19] HALSEY, L. G.; WHITE, C. R. Measuring energetics and behaviour using accelerometry in cane toads bufo marinus. **PLoS ONE**, p. e10170, 2010.
- [20] HOUGHTON, J. D. R. et al. Harnessing the sun: testing a novel attachment method to record fine scale movements in ocean sunfish (mola mola). **Tagging and Tracking of Marine Animals with Electronic Devices**, p. 229-242, 2009.

- [21] BRISCHOUX, F. et al. Swimming speed variation in amphibious seasnakes (laticaudinae): a search for underlying mechanisms. **J Experiment Marine Biol Ecol**, p. 116-122, 2010.
- [22] GLEISS, A. C. et al. A new prospect for tagging large free-swimming sharks with motion-sensitive data-loggers. **Fisheries Res (Amsterdam)**, p. 11-16, 2009.
- [23] BROWN, D. D. et al. Accelerometer-informed GPS telemetry: reducing the trade-Off between resolution and longevity. **Wildlife Soc Bull**, p. 139-146, 2012.
- [24] FOSSETTE, S. et al. Behaviour and buoyancy regulation in the deepest-diving reptile: the leatherback turtle. **J Experiment Biol**, p. 4074-4083, 2010.
- [25] BARAS, E. et al. Behaviour of tigerfish *Hydrocynus brevis* in the River Niger, Mali, as revealed by simultaneous telemetry of activity and swimming depth. **Hydrobiologia**, p. 103-110, 2002.
- [26] SIGNER, C. et al. A versatile telemetry system for continuous measurement of heart rate, body temperature and locomotor activity in free-ranging ruminants. **Methods Ecol Evol**, p. 75-85, 2010.
- [27] SAKAMOTO, K. Q. et al. Can ethograms be automatically generated using body. **PLOS ONE**, v. 4, 2009. ISSN doi:10.1371/journal.pone.0005379.
- [28] CALL, K. et al. At-sea and on-shore cycles of juvenile steller sea lions (*eumetopias jubatus*) derived from satellite dive recorders: A comparison between declining and increasing populations. **Deep Sea Res II Topical Stud Oceanogr**, v. 54, p. 298-310, 2007. ISSN doi:10.1016/j.dsr2.2006.11.016.
- [29] BLOCK, B. et al. Revealing pelagic habitat use: the tagging of pacific pelagics program. **Oceanol Acta**, v. 25, p. 255-266, 2002. ISSN doi:10.1016/S0399-1784(02)01212-4.
- [30] RINGGENBERG, N.; BERGERON, R.; DEVILLERS, N. Validation of accelerometers to automatically record sow postures and stepping behaviour. **Appl Anim Behav Sci** **128**, 2010. 37-44.

- [31] MARCHIORO, G. et al. Sows' activity classification device using acceleration data—a resource constrained approach. **Comput Electron Agric**, v. 77, p. 110-117. ISSN doi:10.1016/j.compag.2011.04.004.
- [32] MOREAU, M. et al. Use of a tri-axial accelerometer for automated recording and classification of goats' grazing behaviour. **Appl Anim Behav Sci**, v. 119, p. 158-170, 2009. ISSN doi:10.1016/j.applanim.2009.04.008.
- [33] GERENCSÉR, L. et al. Identification of Behaviour in Freely Moving Dogs (*Canis familiaris*) Using Inertial Sensors. **PLOS One**, v. 8, 2013.
- [34] ELLIOTT, K. et al. Accelerometry predicts daily energy expenditure in a bird with high activity levels. **Biol Lett**, v. 9, 2013.
- [35] WRIGGLESWORTH, D. J. et al. Accuracy of the use of triaxial accelerometry for measuring daily activity as a predictor of daily maintenance energy requirement in healthy adult labrador retrievers. **Am J Vet Res**, v. 72, p. 1151-1155, 2011. ISSN doi:10.2460/ajvr.72.9.1151.
- [36] WARK, T. et al. Sensor and Actuator Networks for Protection of Environmentally Sensitive Areas. **IEEE Pervasive Comput**, p. 30-36, 2009.
- [37] HANDCOCK, R. N. et al. Monitoring Animal Behaviour and Environmental Interactions Using Wireless Sensor Networks, GPS Collars and Satellite Remote Sensing. **Sensors**, v. 9, p. 3586-3603, 2009. ISSN doi:10.3390/s90503586.
- [38] O que é o Monitoramento Remoto de Animais. **ECO**, 2015. Disponível em: <<http://www.oeco.org.br/dicionario-ambiental/29026-o-que-e-monitoramento-remoto-de-animais/>>. Acesso em: Julho 2015.
- [39] TRACKING Wildlife. **Wildlife Journal Junior**, 2015. Disponível em: <<http://www.nhptv.org/wild/tracking.asp>>. Acesso em: Julho 2015.
- [40] KAZUYA, T. K. et al. Deployment design of wireless sensor network for simple multi-point surveillance of a moving target. **Sensors**, v. 9, p. 3563-3585, 2009.
- [41] HANDCOCK, R. N. et al. Monitoring Animal Behaviour and Environmental Interactions Using Wireless Sensor Networks, GPS Collars and Satellite Remote Sensing. **Sensors**, v. 9, p. 3596-3603, 2009.

- [42] SONG, B.; CHOI, H.; LEE, H. S. Surveillance Tracking System Using Passive Infrared Motion Sensors in Wireless Sensor Network. **Proceedings of International Conference on Information Networking**, Busan, South Korea, p. 1-5.
- [43] WARK, T. et al. Transforming agriculture through pervasive wireless sensor networks. **IEEE Pervasive Comput.**, v. 6, p. 50-57, 277.
- [44] THIELE, J. et al. Dynamic Wireless Sensor Networks for Animal Behavior Research. **New Developments in Biomedical Engineering**, p. 629-644.
- [45] TOMKINS, N.; O'REAGAIN, P. Global positioning systems indicate landscape preferences of cattle in the subtropical savannas. **Rangeland J.**, v. 29, p. 217-222, 2007.
- [46] MOIL, R. J. et al. A new 'view' of ecology and conservation through animal-borne video systems. **Trends Ecol. Evol.**, v. 22, p. 660-668, 2007.
- [47] UNGAR, E. D. et al. Inference of animal activity from GPS collar data on free-ranging cattle. **Rangel. Ecol. Manag.**, v. 58, p. 256-266, 2005.
- [48] LYNCH, E. et al. The use of on-animal acoustical recording devices for studying animal behavior. **Ecol Evol**, p. 2030-2037, 2013.
- [49] ALCON, P. U.; COHEN, Y. Acoustical biotelemetry for wildlife reasearch: a preliminary test and prospects. **Wildl. Soc. Bull.**, v. 14, p. 193-196, 1986.
- [50] DESWYSEN, A. G.; ELLIS, W. C. Fragmentation and ruminal scape of particles as related to variations in voluntaey intake, chewing bahavior and extend of digestion of potentially digestible NDF in heifers. **J. Anim. Sci**, v. 68, p. 3871-3879, 1990.
- [51] DE BOEVER, J. L. et al. Evaluation of physical structure of Grass silage. **J. Dairy Sci.**, v. 76, p. 140-153, 1993.
- [52] BÜCHEL, S.; SUNDRUM, A. Evaluation of a new system for measuring feeding behavior of dairy cows. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 108, p. 12-16, 2014.



- [53] FOURATI, H. et al. A nonlinear filtering approach for the attitude and dynamic body acceleration estimation based on inertial and magnetic sensors: Bio-logging application. **Sens J IEEE**, v. 11, p. 233-244, 2011. ISSN doi:10.1109/JSEN.2010.2053353.
- [54] SHEPARD, E. et al. Identification of animal movement patterns using tri-axial accelerometry. **Endangered Species Res**, v. 10, p. 1, 2008.
- [55] WHITNEY, N. et al. Identifying shark mating behaviour using three-dimensional acceleration loggers. **Endangered Species Res**, v. 10, p. 71-82, 2010. ISSN doi:10.3354/esr00247.
- [56] BIDDER, O. R. et al. The need for speed: testing acceleration for estimating animal travel rates in terrestrial dead-reckoning systems. **Zoology**, v. 115, p. 58-64. ISSN doi:10.1016/j.zool.2011.09.003.
- [57] PRESTON, T.; BALTZER, W.; TROST, S. Accelerometer validity and placement for detection of changes in physical activity in dogs under controlled conditions on a treadmill. **Res Vet Sci**, v. 93, p. 412-416, 2012.
- [58] HALSEY, L. et al. Recording raptor behavior on the wing via accelerometry. **J Field Ornithol**, v. 80, p. 171-177.
- [59] GLEISS, A.; WILSON, R.; SHEPARD, E. Making overall dynamic body acceleration work: on the theory of acceleration as a proxy for energy expenditure. **Methods Ecol Evolution**, v. 2, p. 23-33.
- [60] SATO, K. et al. A new method to quantify prey acquisition in diving seabirds using wing stroke frequency. **J Exp Biol**, v. 211, p. 58-65, 2008.
- [61] WILSON, R. P.; SHEPARD, E. L. C.; LIEBSCH, N. Prying into the intimate details of animal lives: use of a daily diary on animals. **Endang Species Res**, v. 4, p. 123-137.
- [62] WILSON, R. P. et al. Moving towards acceleration for estimates of activity-specific metabolic rate in free-living animals: the case of the cormorant. **J Anim Ecol**, v. 75, p. 1081-1090, 2006.
- [63] GRÜNEWÄLDER, S. et al. Movement activity based classification of animal behaviour with an application to data from cheetah (*Acinonyx jubatus*). **PLoS ONE**, v. 7, n. 11, 2012.

- [64] NATHAN, R. et al. Using tri-axial acceleration data to identify behavioral modes of free-ranging animals: general concepts and tools illustrated for griffon vultures. **J Exp Biol**, v. 215, p. 986-996, 2012.
- [65] GÓMEZ, L. A. et al. Identification of imperial cormorant *Phalacrocorax atriceps*, behaviour using accelerometers. **Endangered Species Res**, v. 10, p. 29-37, 2009.
- [66] CAMPBELL, H. A. et al. Creating a behavioural classification module for acceleration data: using a captive surrogate for difficult to observe species. **J of Expl Biol**, v. 216, p. 4501-4506, 2013.
- [67] BIGUS, J. P. **Data mining with neural networks: solving business problems from application development to decision support**. [S.l.]: McGraw-Hill, 1996.
- [68] BALAKRISHNAMA, S.; GANAPATHIRAJU, A. Linear Discriminant Analysis - A Brief Tutorial, 1998. Disponível em: <[http://www.isip.piconepress.com/publications/reports/1998/isip/lda/lda\\_theory\\_v1.1.pdf](http://www.isip.piconepress.com/publications/reports/1998/isip/lda/lda_theory_v1.1.pdf)>. Acesso em: Maio 2015.
- [69] RASCHKA, S. Linear Discriminant Analysis bit by bit. **Sebastian Raschka**, 2014. Disponível em: <[http://sebastianraschka.com/Articles/2014\\_python\\_lda.html](http://sebastianraschka.com/Articles/2014_python_lda.html)>. Acesso em: Maio 2015.
- [70] FUKUNAGA, K. **Introduction to Statistical Pattern Recognition**. San Diego, California: Academic Press, 1990.
- [71] T., M. **Machine Learning**. [S.l.]: Mc.Graw-Hill, 1997.
- [72] CORTES, C.; BAPNIK, V. Support-vector networks. **Mach Learn**, v. 20, p. 273-297, 1995.
- [73] VAPNIK, V. A. **The nature of Statistical learning theory**. New Your: Springer-Verlag, 1995.
- [74] VAPNIK, V. N.; CHERVONENKIS, A. Y. On the uniform convergence of relative frequencies of events to their probabilities. **Theory of Probability and its Applications**, v. 16, n. 2, p. 283-305, 1971.

- [75] LORENA, A. C.; CARVALHO, A. C. P. L. F. Uma Introdução as Support Vector Machines. **RITA**, v. 14, 2007.
- [76] S., H. **Neural Networks - A Comprehensive Fundation**. New Jersey: Prentice-Hall, v. 2, 1999.
- [77] TIMOFEEV, R. Classification and Regression Trees - Theory and Applications. **CASE - Center of Applied Statistics and Economics**, Berlin, 2004.
- [78] RAO, V. Introduction to Classification & Regression Trees (CART). **Data Science Central**, 2013. Disponível em: <<http://www.datasciencecentral.com/profiles/blogs/introduction-to-classification-regression-trees-cart>>. Acesso em: Julho 2015.
- [79] L., B. Random Forests. **Machine Learning**, v. 45, p. 5-32, 2001.
- [80] BREIMAN, L. Random Forests. **Mach Learning**, v. 45, p. 5-32, 2001.
- [81] ALTMAN, N. S. An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. **The American Statistician**, v. 46, n. 3, p. 175-185, 1992.
- [82] THIRUMURUGANATHAN, S. A Detailed Introduction to K-Nearest Neighbor Algorithm, 2010. Disponível em: <<https://saravananthirumuruganathan.wordpress.com/2010/05/17/a-detailed-introduction-to-k-nearest-neighbor-knn-algorithm/>>. Acesso em: Julho 2015.
- [83] O., S. Introduction to k Nearest Neighbour Classification and Condensed Nearest Neighbour Data Reduction, 2012. Disponível em: <[http://www.math.le.ac.uk/people/ag153/homepage/KNN/OliverKNN\\_Talk.pdf](http://www.math.le.ac.uk/people/ag153/homepage/KNN/OliverKNN_Talk.pdf)>. Acesso em: Julho 2015.
- [84] DAYHOFF, J. E.; DELEO, J. M. Artificial Neural Networks. **Wiley Online Library**, 2001. Disponível em: <[http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/1097-0142\(20010415\)91:8+%3C1615:AID-CNCR1175%3E3.0.CO;2-L/full](http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/1097-0142(20010415)91:8+%3C1615:AID-CNCR1175%3E3.0.CO;2-L/full)>. Acesso em: Julho 2015.
- [85] GERSHENSON, C. Artificial Neural Networks for Beginners. Disponível em: <[https://datajobs.com/data-science-repo/Neural-Net-\[Carlos-Gershenson\].pdf](https://datajobs.com/data-science-repo/Neural-Net-[Carlos-Gershenson].pdf)>. Acesso em: Julho 2015.

- [86] ESTIVILL-CASTRO, V. Why so many clustering algorithms - A Position Paper. **ACM SIGKDD Explorations Newsletter**, v. 4, p. 65-75, 2002.
- [87] MAC-QUEEN, J. B. Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations. **Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability**, p. 281-297, 1967.
- [88] OPPENHEIM, A. V.; SCHAFER, R. W. **Discrete-Time Signal Processing**. Segunda. ed. [S.l.]: Prentice-Hall do Brasil, 1999.
- [89] VASEGHI, S. V. **Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction**. Segunda. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons Ltd, 2000.
- [90] KRONENBURGER, J.; SEBESON, J. **Analog & Digital Signal Processing**. [S.l.]: Delmar Learning, 2007.
- [91] THEDE, L. **Practical Analog and Digital Filter Design**. [S.l.]: Artech House, Inc., 2004.
- [92] HAYES, M. H. **Theory and Problems of Digital Signal Processing**. [S.l.]: McGraw-Hill, 1999.
- [93] SMITH, S. W. **The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing**. Segunda. ed. [S.l.]: California Technical Publishing.
- [94] EATON, J. W. About GNU Octave. **GNU Octave**. Disponível em: <<http://www.gnu.org/software/octave/about.html>>. Acesso em: Maio 2015.
- [95] EATON, J. W. GNU Octave. **GNU Octave**. Disponível em: <<http://www.gnu.org/software/octave/>>. Acesso em: Maio 2015.
- [96] SCHWAGER, M. et al. Robust classification of animal tracking data. **Science Direct**, v. 56, p. 46-59, 2007.
- [97] MCCLUNE, D. W. et al. Tri-axial accelerometers quantify behaviour in the Eurasian badger (*Meles meles*): towards an automated interpretation of field data. **Animal Biotelemetry**, v. 2, n. 5, 2014.

- [98] BELLANGER, M. G. **Adaptative Digital Filters**. Segunda. ed. [S.l.]: Marcel Dekker, Inc, 2001.
- [99] CHERNIAKOV, M. **An Introduction to Parametric Digital Filters and Oscillators**. [S.l.]: Wiley, 2003.
- [100] BRIAN D. O. ANDERSON, J. B. M. **Optimal Filtering**. [S.l.]: Prentice-Hall Inc., 1979.
- [101] BARANIUK, R. **Signals and Systems**. [S.l.]: The Connexions Project, 2003.
- [102] CHASSAING, R. **Digital Signal Processing**. [S.l.]: Jogn Wiley & Sons, Inc., 1999.
- [103] NIEWIADOMSKI, S. **Filter Handbook, A Practical Design Guide**. [S.l.]: Heinemann Newnes, 1989.
- [104] ROCCHESSO, D. **Introduction to Soud Processing**. [S.l.]: Creative Commons, 2003.
- [105] HSU, H. P. **Theory and Problems of Signals and Systems**. [S.l.]: McGraw-Hill, 1995.
- [106] MEISEL, W. S. **Computer-Oriented Approaches to Pattern Recognition**. [S.l.]: Academic Press, 1972.
- [107] GONYOU, H. W. **Why the study of animal behavior is associated with the animal welfare issue**. [S.l.]: Journal of Animal Science, 1994. 2171 - 2177 p.
- [108] GONÇALVES, L. C.; BORGES, I.; FERREIRA, P. D. **Alimentação de Gado de Leite**. [S.l.]: FEPMVZ, 2009.
- [109] LEHNER, P. N. **Handbook of Ethological Methods**. Segunda. ed. New York, NY: Cambridge University Press, 1996.
- [110] LEITE, E. -G. D. Importância Econômica. , acesso em Maio de 2015.

Ficha catalográfica elaborada através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Central da UFSM, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

Reichert, Jonas Tadeu  
IDENTIFICAÇÃO DO COMPORTAMENTO DO PASTEJO EM  
RUMINANTES ATRAVÉS DO USO DE FILTROS DIGITAIS BASEADOS EM  
ANÁLISE ESPECTRAL / Jonas Tadeu Reichert.-2015.  
93 p.; 30cm

Orientador: João Baptista dos Santos Martins  
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa  
Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em  
Informática, RS, 2015

1. Acelerômetro 2. Identificação Comportamental 3.  
Pecuária de Precisão I. Martins, João Baptista dos  
Santos II. Título.