

Universidade de São Paulo
Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos

ROGÉRIO AUGUSTO DE CALDAS AYRES ESTÁCIO

**Avaliação de um arraçoador inteligente capaz de avaliar o frenesi
alimentar em peixes**

Pirassununga

2022

ROGÉRIO AUGUSTO DE CALDAS AYRES ESTÁCIO

Avaliação de um arraçoador inteligente capaz de avaliar o frenesi alimentar em peixes

Dissertação de Mestrado apresentada à banca avaliadora para obtenção do título de Mestre no Programa de Mestrado Profissional em Gestão e Inovação na Indústria Animal.

Área de Concentração: Gestão e Inovação na Indústria Animal.

Orientador: Profa. Dra. Ana Carolina de Sousa Silva.

Ficha catalográfica elaborada pelo
Serviço de Biblioteca e Informação, FZEA/USP,
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- E79a Estácio, Rogério Augusto de Caldas Ayres
Avaliação de um arraçoador inteligente capaz de
avaliar o frenesi alimentar em peixes / Rogério
Augusto de Caldas Ayres Estácio ; orientadora Ana
Carolina de Sousa Silva. -- Pirassununga, 2022.
48 f.
- Dissertação (Mestrado - Programa de Pós-Graduação
em Mestrado Profissional Gestão e Inovação na
Indústria Animal) -- Faculdade de Zootecnia e
Engenharia de Alimentos, Universidade de São Paulo.
1. Processamento de sinais. 2. Frenesi alimentar
em peixes. 3. Biomassa estimada. 4. Aquicultura de
precisão. I. Silva, Ana Carolina de Sousa, orient.
II. Título.

Rogério Augusto de Caldas Ayres
Estácio

**Avaliação de um arraçoador inteligente capaz de avaliar o frenesi
alimentar em peixes**

Dissertação apresentada à Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos à obtenção do Título de Mestre em Gestão e Inovação na Indústria Animal

Data de aprovação: ___/___/___

Banca Examinadora:

Prof. Dr. _____

Instituição _____

Presidente da Banca Examinadora

Prof.(a) Dr.(a) _____

Instituição _____

Prof.(a) Dr.(a) _____

Instituição _____

Prof.(a) Dr.(a) _____

Instituição _____

Agradecimentos

Aos meus pais e meu irmão, minha orientadora, meus amigos, meus familiares e a todo que de alguma forma, cada um do seu jeito me apoio e incentivou nessa caminhada até aqui. Todos foram importantes e jamais esquecerei. Agradeço por estarem sempre ao meu lado por me ouvirem, discordarem quando preciso e estarem presentes em todos os momentos, certas coisas na vida não têm preço e vocês certamente são uma delas.

Agradeço a toda equipe do LAFAC – Laboratório de Física Aplicada e Computacional por todo apoio não só durante o desenvolvimento desse trabalho.

Agradeço ao Grupo Aguabel pela doação dos animais utilizados nesse trabalho e ao Fábio Sussel por acreditar e sempre abrir portas para que esse projeto pudesse se desenvolver.

Muito obrigado!

Epígrafe

*“Se dedicar ao trabalho é tão importante quanto colher os frutos produzidos,
jamais esqueça o motivo pelo qual você se dedica”*

Rogério Augusto Estácio

Lista de ilustrações

Figura 1 Planta experimental Eng & Life	10
Figura 2 - Dispensador de Ração	12
Figura 3 - Sensor acústico desenvolvido pela Eng & Life	12
Figura 4 - (a) Instalação do equipamento de coleta (b) Dispensador programável.....	16
Figura 5 – Representação do sinal (frenesi + Bomba) no tempo	17
Figura 6 – Espectrograma do frenesi alimentar	18
Figura 7 – espectrograma do sinal (frenesi + bomba) com destaques nos eventos de oferta da ração	18
Figura 8 – Comparação da energia dos periféricos x frenesi	19
Figura 9 - Análise de Correlação cruzada entre o sinal oriundo dos periféricos do sistema e o comportamento do frenesi alimentar	20
Figura 10 – (a) Correlação entre o sinal Sintético e o sinal da bomba (b) Correlação entre o sinal Sintético e o sinal do Frenesi.....	20
Figura 11 - Espectrograma do sinal após a subtração espectral	22
Figura 12 – Análise de correlação cruzada entre o resultado da subtração espectral e: (a) sinal da bomba (b) sinal do frenesi alimentar	23
Figura 13 - (a) Espectrograma: amostra do sinal da primeira porção com periféricos ligados; (b) Espectrograma: resultado da subtração espectral; (c) distribuição de energia	24
Figura 14 - (a) Espectrograma: amostra do sinal da segunda porção com periféricos ligados; (b) Espectrograma: resultado da subtração espectral; (c) distribuição de energia	26
Figura 15 - (a) Espectrograma: amostra do sinal da penúltima porção com periféricos ligados; (b) Espectrograma: resultado da subtração espectral; (c) distribuição de energia	28
Figura 16 – (a) Espectrograma: amostra do sinal da última porção com periféricos ligados; (b) Espectrograma: resultado da subtração espectral; (c) distribuição de energia	30

Figura 17-Comparação da energia do sinal Filtrado pela subtração espectral x componentes do sinal	32
Figura 18 Comparativo do perfil de energia entre as primeiras e as últimas porções ..	32
Figura 19 - Arquitetura da Rede	33
Figura 20 – (a)Matriz de confusão da rede (b) Características operacionais.....	34

Lista de Tabelas

Tabela 1 Percentual da dieta em função da temperatura da água.....	5
Tabela 2 - Programa Alimentar.....	11

Lista de Equações

Equação I (Peso médio).....	4
Equação II (Biomassa estimada).....	4
Equação III (Quantidade de Ração).....	4

Avaliação de um arraçador inteligente capaz de avaliar o frenesi alimentar em peixes

Resumo

A piscicultura é um segmento da aquicultura no qual, o sistema de produção intensiva, busca melhorar o desempenho produtivo. Em tal prática os custos envolvidos na alimentação podem representar mais de 60% do custo da produção. Alimentação excessiva além de elevar diretamente o custo da produção, aumenta a ocorrência de mortalidade por conta de patologias, consequência da baixa qualidade da água e ao alto nível de matéria orgânica. Os métodos de controle e dimensionamento da oferta de ração baseiam-se na frequência alimentar, na densidade populacional e na biomassa. Porém, na alimentação manual o critério para evitar o desperdício depende da análise comportamental dos peixes. Por meio do frenesi alimentar, busca-se observar a saciedade aparente dos animais e se os mesmos estão de fato se alimentando ou até se demonstram falta de apetite. A prática depende de um método empírico, subjetivo e da atenção dos tratadores, o que pode variar a cada tratador. É de conhecimento que o frenesi alimentar dos peixes produz um sinal sonoro característico que reflete o comportamento durante o fornecimento de ração. Assim, esse sinal possui características que podem ser extraídas e utilizadas como descritoras do apetite para identificação do ponto de saciedade. Esse trabalho tem por objetivo avaliar se “ é possível extrair as características do sinal hidroacústico do frenesi alimentar e classificá-lo”. Para isso, nesse trabalho foi utilizada a técnica de subtração espectral para atenuação do ruído e uma rede neural cognitiva para classificação. A Rede neural apresentou resultados de aproximadamente 80% de eficiência na classificação demonstrando ser possível extrair e classificar as informações acústicas sobre o frenesi alimentar.

Palavras-chave: Processamento de sinais, Frenesi alimentar, piscicultura de precisão

Evaluation of an intelligent breeder capable of evaluating the feeding frenzy in fish

Abstract

Fish farming is a form of aquaculture in which the intensive production system seeks better productive rates. In this practice, costs involved with feeding can represent more than 60% of total production costs. Excessive feeding directly increases production costs, and it also increases mortality due to pathologies which happens because of low water quality that has high level of organic matter. Control and sizing methods of supply of fish feed are based on feeding frequency, population density and biomass (weight). However, the criterion to avoid waste depends on the analysis of fish behavior, fish food frenzy, and observation of apparent satiation of the animals and whether they are actually feeding, or even show a lack of appetite. This practice depends on an empirical methodology and fish handlers' attention which varies from each handler. The fish feeding frenzy makes an acoustic signal that reflects fish behavior at feeding moment. Thus, this signal has acoustic characteristics that could be extracted and utilized as appetite descriptors of satiation point. The information of this signal has great potential and can be an indicative parameter for the well-being of Fish hatchery. This work aims to evaluate whether "it is possible to extract the characteristics of the hydroacoustic signal from the feeding frenzy and classify it. The Neural Network presented results of approximately 80% efficiency in the classification, demonstrating that it is possible to extract and classify the acoustic information about the food frenzy.

Keywords: Signal processing, Food frenzy, Cognitive Neural Network

Sumário

1. Introdução	1
2. Revisão Bibliográfica	4
3. Material e Métodos	10
3.1. Coleta de dados	11
3.2. Pré processamento	13
3.3. Extração de características	14
3.4. Classificação	14
4. Resultados	16
4.1. Análise dos dados	17
4.2. Pré processamento	19
4.3. Extração de características	24
4.4. Classificação	33
5. Conclusão	35
6. Referências	36
Anexo I	39

1. Introdução

A aquicultura é um dos setores da produção animal que mais tem se desenvolvido nas últimas décadas. O grande crescimento vem ganhando destaque desde 1970, quando cerca de apenas 7% da proteína aquática consumida originava-se da produção em cativeiro. Desse período até 1990 o setor apresentou a média de crescimento de 10 % ao ano. Esse crescimento foi impulsionado pela adoção de técnicas de produção e custos acessíveis (SIQUEIRA, 2012). Segundo o relatório anual da FAO (2018) *“The World State of Fisheries and Aquaculture”* (SOFIA) a produção de proteína aquática tem buscado vias mais sustentáveis e, verifica-se a substituição da captura e pesca pela criação das espécies em cativeiro. Atualmente mais 53 % da proteína aquática com destino ao consumo humano é produzida pela aquicultura.

Segundo o anuário da Peixe BR (2019), em 2018 o Brasil teve um aumento de 4,5 % na produção de peixes de cultivo com relação ao ano anterior, porém esperavam-se resultados melhores se não houvesse obstáculos como a greve dos caminhoneiros e eventos climáticos atípicos. Mesmo assim observando somente a produção de Tilápia do Brasil, houve aumento de aproximadamente 12 %. O Brasil produz cerca de 400 mil toneladas de Tilápia por ano. Esse valor corresponde a mais de 55 % da produção nacional de peixes em cativeiro. Atualmente o Brasil é o quarto maior produtor mundial da espécie, contribuindo com 6,67 % na oferta global.

Embora o Brasil tenha demonstrado índices de crescimento favoráveis e otimistas para o setor, o relatório SOFIA (2018) indica uma ligeira queda no crescimento da aquicultura mundial e explica que o ritmo de crescimento é afetado conforme são enfrentados os desafios da produção intensiva. Isso comprova a necessidade de desenvolver tecnologia para auxiliar a produção.

Segundo a FAO (2018) , nos próximos 10 anos a aquicultura será responsável por mais de 60 % da produção de proteína aquática para consumo humano e o Brasil estará entre os maiores produtores. Esse crescimento não ocorre somente para diminuição da pesca exploratória, mas também pelo aumento de mercado e tecnificação da produção aquícola. Para acompanhar esse crescimento, o Brasil já está passando por um período de transição em seu sistema produtivo. Abandonando práticas rudimentares de produção que apresentavam baixos índices zootécnicos e pouca tecnologia aplicada,

substituindo-as por técnicas inovadoras que visam o bem-estar, produtividade e eficiência para produzir mais com menor custo e com qualidade (PONTES; TSUJII; RICHTER,2017).

O Brasil possui grande potencial para a piscicultura, devido a sua riqueza natural e diversidade climática, porém o sistema intensivo da produção de peixes é recente e ainda enfrenta muita dificuldade para crescer. Como observado por Siqueira (2012), é necessário desenvolver novas técnicas e tecnologias para alavancar o crescimento.

Na literatura, as pesquisas abordam principalmente as questões de reprodução, melhoramento genético, nutrição e abate. No que se refere ao bem-estar associado aos peixes, que sempre foi uma questão polêmica, essa preocupação se concentra no momento do abate, não se destacando em outras etapas da produção (VOLPATO, 2007). Conforme pode-se verificar em outras produções, como bovinocultura de corte ou de leite, suinocultura, avicultura e outras, ao se garantir as condições de bem-estar durante as etapas da produção, aumentam-se as chances de alcançar melhores resultados com ganhos não só na eficiência da produção como também de mercado (ROSSO,2019).

Diferente de outras produções, o manejo em ambientes aquáticos enfrenta grandes desafios por não haver grande interação com os animais e também em muitos casos pouca visibilidade dos mesmos (SUSSEL, 2008). Assim, o manejo nutricional usa como base a observação externa do comportamento e a retirada de amostras dos animais para análise biométrica (MORO, 2014). A biometria é uma ferramenta de grande importância para dimensionar o cálculo da dieta, no entanto tal procedimento é um agente causador de estresse para os peixes e suscetível a erros, além de também demandar maior uso de mão de obra, principalmente nas primeiras etapas do crescimento (KUBITZA; GUIMARÃES; KUBITZA, 2000).

Na produção de peixes e camarões, a alimentação pode representar até 70 % do custo operacional, outro fator de grande impacto é o custo de mão de obra que aumenta nas fases iniciais e finais da produção (SABBAG, 2007). Desse modo, seria interessante para o produtor que não houvesse erro ao dimensionar a dieta e nem que haja sobras na água e, se possível, reduzir a demanda por mão de obra.

Ostrensky e Boeger (2007), realizaram uma pesquisa de campo entrevistando produtores para identificar as principais dificuldades enfrentadas na produção e

destacaram em seus resultados a escassez de mão de obra qualificada para o setor e oferta de treinamento e capacitação para quem está na atividade. A falta de conhecimento técnico da produção aumenta a ocorrência de erros e, é comum a elevação da mortalidade em propriedades sem assistência (KUBITZA, 2008).

Segundo Sussel (2008) os erros com o dimensionamento da ração são comuns, desse modo o subdimensionamento pode impedir que a espécie apresente todo seu potencial zootécnico e o superdimensionamento pode elevar os custos e aumentar a mortalidade, causando alta degradação da qualidade da água.

O dimensionamento da dieta que deve ser fornecida e a determinação do crescimento dos animais são problemas que as produções aquícolas enfrentam diariamente. Tais acompanhamentos possuem grande dependência da observação e caracterização da biomassa por meio de uma análise biométrica do plantel (MORO, 2014).

A Eng & Life é uma empresa de consultoria e desenvolvimentos de projetos para atender a demanda por tecnologia da aquicultura no estado de São Paulo. Dentre suas atividades a empresa é responsável por desenvolver o protótipo do dispensador programável e do sensor hidro acústicos que compõe um alimentador automático. Pretende por meio desse equipamento realizar o manejo alimentar de forma simples, otimizada e automática. O desenvolvimento do equipamento teve o apoio da FAPESP com aprovação do projeto na Fase – I (nº2018/08322-0) do programa de Pesquisa Inovadora em Pequenas Empresas (PIPE).

O presente trabalho tem como objetivo avaliar a hipótese de que “é possível avaliar o frenesi alimentar em tilápias por meio da caracterização e classificação de sinais hidroacústico obtidos em uma situação de produção intensiva” Para que tal hipótese fosse verificada foram determinados os seguintes objetivos específicos

- Montar o layout experimental nas instalações da Eng & Life
- Montar o sistema de aquisição nos tanques e coletar os dados referente ao comportamento do frenesi
- Implementar um novo modelo de análise e classificação para os dados identificando o estado do frenesi alimentar.

2. Revisão Bibliográfica

O estimador de biomassa mais simples e comumente aplicado pelos produtores é a biometria. Um processo manual de amostragem de indivíduos para pesagem e registro das suas características. Esse manejo envolve muita mão de obra pois é necessária a retirada dos animais da água, além de promover grande estresse na produção e influenciar no comportamento alimentar. O cálculo é simples como pode se observar pelas equações abaixo (MORO, 2014).

Equação 1

$$(I) \quad \text{Peso Médio} = \frac{\text{Peso total dos peixes (Kg)}}{\text{Número de peixes pesados}}$$

Equação 2

$$(II) \quad \text{Biomassa estimada} = \text{Numero de peixes estocados} \times \text{Peso médio}$$

Equação 3

$$(III) \quad \text{Quantidade de Ração} = \text{Biomassa estimada} \times R$$

Em que R é uma porcentagem, que pode variar de (0,02 a 0,1), proporcional a cada fase de crescimento.

Porém o crescimento é um processo contínuo e para acompanhar o aumento da biomassa de forma mais precisa seria necessário realizar a análise biométrica em períodos cada vez menores e realizar ajustes constantes na dieta oferecida, assim como realizar ajustes em função da temperatura (CARRIÇO; NAKANISHI; CHAMMAS, 2008). Novamente é importante lembrar que a biometria demanda tempo, mão de obra e provoca uma grande carga de estresse nos animais, interfere no comportamento e geralmente provoca uma redução do apetite que pode elevar a mortalidade após esse tipo de manejo (KUBITZA, 2008).

Embora trate se de um procedimento simples, muito se discute sobre a recomendação do período mínimo entre a realização das análises biométricas e sobre a quantidade de amostras representativas para pesagem. Autores como Nogueira e Rodrigues (2007) recomendam que o período de intervalo deve ser de 15 a 30 dias com amostragem de 3 a 5 % sem a necessidade do jejum prolongado, desde que se realize o manejo nas primeiras horas da manhã. Outros autores como Moro (2014) recomendam

períodos de 30 dias com amostragem de no mínimo 10 % da população além de jejum de 24 horas antes do procedimento. Para tornar a recomendação mais adequada as condições de apetite dos peixes, o Serviço Nacional de Aprendizagem Rural (SENAR) recomenda como medida complementar ao cálculo da dieta obtida pela biometria, que seja feito um ajuste em função da temperatura no momento da oferta de alimento, conforme a tabela 1.

Tabela 1 Percentual da dieta em função da temperatura da água

Temperatura (°C)	<16	16 a 19	20 a 24	25 a 29	30 a 32	32<
Percentual da dieta	Não fornecer	60%	80%	100%	80%	Não fornecer

Fonte: Adaptado (SENAR, 2019)

Foi observado por Mendes e Carvalho (2016) no município de Rubinéia, que na prática, cada produtor segue uma recomendação diferente e se baseiam geralmente em suas experiências vividas para auxiliar nas tomadas de decisões, corroborando com a pesquisa de Ostrensky e Boeger (2007) sobre a falta de instrução para o manejo adequado.

A discussão sobre o período ideal para a realização da biometria ocorre porque o procedimento envolve maior mão de obra e o manejo dos animais provoca alterações no metabolismo que podem ser verificadas por até 72 horas após o manejo conforme descrito por Moraes et al. (2017). Embora possa ocorrer em menor magnitude quando se determina uma rotina de repetição.

Associando as observações de Moraes et al. (2017) e as recomendações de Moro (2014), o efeito metabólico observado em função da biometria pode representar um impacto de até 96 horas (quatro dias) no desempenho produtivo. Assim o impacto de realizar biometria em períodos menores poder ser muito significativo, mesmo estabelecendo uma rotina de manejo.

Outros métodos de determinação da biomassa têm sido estudados afim de reduzir tempo e mão de obra envolvida no manejo, como demonstra o estudo de Li, Wei e Luo (2014) em sistema de recirculação. Os autores coletaram o excedente da ração peletizada e por meio da quantidade determinada de ração não consumida retirada da

água determinou-se o consumo. O método evita a pesagem dos peixes e desse modo reduz a mão de obra envolvida e o estresse que seria causado.

Zhou et al. (2017) demonstraram que com o uso de imagens em infravermelho é possível quantificar o comportamento alimentar e assim dimensionar a quantidade de alimento. Seu trabalho utiliza a visão computacional e processamento das imagens capturadas para extração de características. O comportamento alimentar é um importante indicador de sanidade, bem-estar e até mesmo qualidade da água, em condições de estresse a resposta fisiológica mais comum é a inibição do apetite (KUBITZA; GUIMARÃES; KUBITZA, 2000).

No Brasil, hoje existe um produto desenvolvido pela Immersus Tecnologia que utiliza imagens subaquáticas para determinação da biomassa. O processamento de imagens e vídeos é algo que requer grande poder computacional e para isso o sistema faz o envio de dados brutos para uma central de processamento, que retorna a informação processada ao produtor, este por sua vez realiza o ajuste em um copo de dosagem e, a partir dessa informação, pode-se realizar o manejo normalmente com ajustes diários.

Zhao J. et al. (2017) evidenciaram em seu estudo a correlação entre o comportamento coletivo de natação de peixes e o apetite, em sistema de recirculação. Para sua investigação foi utilizado monitoramento por sequências de imagens. Seus resultados foram significativos e demonstraram que o comportamento de grupo pode ser um indicador de um estado de apetite do coletivo.

Na Austrália Smith e Tabrett (2013), investigaram outra abordagem para avaliar o comportamento, o efeito acústico da alimentação em cultivo de camarão (*Penaeus monodon*). Sua proposta utiliza um sensor hidrofone e ferramentas de processamento de sinais. Determinou-se a assinatura acústica da movimentação mandibular ao ingerirem alimentos, a partir dessa assinatura o sistema foi capaz de acompanhar o comportamento.

Estácio (2018) propôs um método para identificar o apetite por meio do som produzido pelo frenesi de tilápias. Esse comportamento ocorre em função da busca por alimento na superfície da água. Para observar o frenesi foi utilizado um sensor de eletreto como dispositivo de baixo custo e foi possível identificar a assinatura espectral dos

movimentos e monitorar a atividade desse comportamento coletivo. A identificação do apetite atualmente é um ponto que depende muito da observação de cada tratador durante o manejo alimentar e pode variar de acordo com a experiência de cada um. Com o monitoramento do frenesi de forma automática o critério de avaliação do ponto de saciedade pode ser o mesmo sempre.

Reis et al.(2021) executou diversos protocolos de alimentação durante 11 semanas para comparar o crescimento de camarões utilizando alimentação manual, alimentadores controlados por temporizadores e um alimentador de demanda por resposta acústica. Em suas descobertas não houve diferença significativa entre os tratamentos de alimentação manual e os controlados por temporizadores proporcionando ganho de 1,91g por semana, já o tratamento que foi monitorado por demanda de resposta acústica houve diferença estatística e o crescimento alcançado foi de 2,28g por semana.

Em outro trabalho Reis et al.((2022), explica que manter um bom protocolo alimentar é importante para o bom desempenho de crescimento e que alimentadores controlados por temporizadores trabalham assumindo que o animais estão dispostos a comer o que nem sempre é uma condição real. No mesmo trabalho também relata que os alimentadores que operam por demanda acústica possuem problemas relacionados aos ruídos de fundo no sinal, principalmente em sistemas que de produção intensiva onde o uso de aeração suplementar é indispensável.

Frente aos desafios relatados por Reis (2022) o uso de ferramentas de processamento digital de sinais tem sido frequente. Essas ferramentas de otimização comumente são aplicadas para remoção de ruídos em sinais de voz (CARLOS; MACIEL; RU, 2003), no entanto conforme o aumento da aplicação de novas tecnologias para a zootecnia de precisão, essas ferramentas tem sido utilizadas em outras áreas.

A remoção ou supressão de ruídos tem grande importância para a análise de dados, para de ruídos estacionários a subtração espectral tem sido muito aplicada em diversas áreas do conhecimento, desde mecânica (DRON; BOLAERS; RASOLOFONDRAIBE, 2004) a saúde (HAIDER, 2021).

Carpentier et al.(2019) em seu estudo sobre detecção de espirros de pintinhos em granjas, precisou fazer uso da subtração espectral para a supressão de ruídos. A

estratégia foi limpar o sinal para caracterização dos espirros e observar o envoltório da energia do sinal, a duração dos eventos e outras variáveis. Seu algoritmo classifica o sinal após a extração de 8 características e rotula como espirro e não espirro, com cerca de 88% de precisão.

No trabalho de Carpentier et al. (2019) foi utilizado um classificador relativamente simples baseados em agrupamentos em clusters das características extraídas diretamente do espectrograma. Em outro estudo, para reconhecimento da saúde respiratória em suínos Yin et al. (2021) utilizou uma Rede Neural Convolucional (CNN) e como parâmetro de entrada na rede foram utilizadas imagens do espectrograma.

Sherafat et al. (2022) fizeram uso de algumas ferramentas de processamento de sinais para a identificação de equipamentos de construção civil em operações simultâneas, nesse estudo utilizada uma abordagem de investigação com um sinal sintético para conhecer primeiramente as características de cada elemento que compõe o som real. Sem essa etapa seria extremamente difícil realizar a identificação correta. Posteriormente também foram utilizadas imagens do espectrograma para alimentar um classificador CNN.

Simonovic et al. (2021) realizaram estudos com diferentes sons de diferentes insetos na natureza em suas análises um classificador de inteligência artificial com uma rede cognitiva, seu modelo foi capaz de identificar os elementos com mais de 77% de acerto nos testes e apresentou precisão global de desempenho de 92%.

Existem várias maneiras de se implementar um classificador, isso depende da necessidade, das características do sinal observado, de sua complexidade e também do objetivo final. Redes neurais de aprendizagem profundas possuem grande poder de reconhecimento e identificação de padrões, porém essas redes requerem um poder de processamento grande e também ocupam grande espaço na memória do dispositivo (SOLTANIAN; BORNA, 2022).

Quando é do interesse desenvolver um equipamento portátil além das características de desempenho do sistema a plataforma no qual ele deve operar deve ser considerada. Soltanian e Borna (2022) buscam um meio de diagnosticar COVID-19

por meio do som da tosse, dada a importância de um meio rápido e prático seus esforços se direcionaram para que o modelo proposto possuísse viabilidade para sistemas embarcados. Dada a menor capacidade de processamento, armazenagem de dados e consumo de energia, os sistemas embarcados devem conter algoritmos simples porém eficientes, sendo esse um grande desafio.

3. Material e Métodos

Esse trabalho foi submetido para apreciação do comitê de ética da Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos de Pirassununga e aprovado sob o número de registro Nº 7019010920

O experimento foi realizado nas instalações da Eng & Life, uma empresa de soluções em Engenharia de Biosistemas, no município de Pirassununga. A empresa possui em sua sede uma planta experimental de piscicultura capaz de reproduzir as condições de operação de uma produção intensiva.

A planta é composta por dois sistemas de recirculação fechada de água, conhecido como sistema RAS. Cada sistema possui um tanque de cultivo em geomembrana com 10 m³ de capacidade, um tanque de decantação e um filtro biológico composto contendo biomídias para aumentar a eficiência na remoção dos compostos nitrogenados. A recirculação é proporcionada por meio de uma bomba submersa com vazão de 2500 L/h capaz de ciclar o volume do tanque 6 vezes ao dia.

Figura 1 Planta experimental Eng & Life



Fonte: Própria Autoria

A planta foi projetada para atingir estocagem máxima de 10 kg/m³ e foi povoada com 250 juvenis sexados de tilápia com peso inicial médio de 50 g em cada tanque de cultivo. Foi seguido um programa alimentar de acordo com a etapa de crescimento respeitando a Tabela 2. A ração oferecida foi uma ração comercial com a quantidade de proteína de acordo com o programa alimentar. Cada trato da ração foi subdividido em cinco partes que foram ofertadas em pequenos intervalos até a observação do ponto de

saciedade. Para esse experimento considerou-se atingido o ponto de saciedade o momento do cessar dos golpes na superfície em busca de alimento.

Tabela 2 - Programa Alimentar

Faixa de Peso	Nível de Proteína	Frequência Alimentar	Granulometria
(g)	%	(Vezes)	(mm)
20 - 80	42	4	2
81 - 200	36	4	3
201 - 400	36	4	3
401 - 800	32	4	5

Fonte: adaptado de Sussel(2008)

3.1. Coleta de dados

O equipamento utilizado para as coletas de dados foi desenvolvido pela Eng & Life com o apoio da FAPESP, a partir das observações propostas por Estácio (2018). O equipamento é capaz de capturar o sinal acústico do frenesi e possui um dispensador de ração programável. Os sinais podem ser armazenados em um banco de dados e utilizados posteriormente para inferir sobre condições de qualidade da água, bem-estar e para cálculos de índices zootécnicos da produção.

Figura 2 - Dispensador de Ração



Fonte: Própria Autoria

O sensor acústico do equipamento é um hidrofone desenvolvido também pela Eng & Life com o objetivo de capturar sinais sonoros subaquáticos se conectando ao computador por meio de um circuito de pré amplificação do sinal. O hidrofone possui como principal característica ser uma tecnologia nacional de baixo custo e robustez quanto a resistência a água (doce ou salinizada), a resposta em frequência é de 20 Hz a 40 KHz com sensibilidade de -150 dB e capacidade de operação de até 1,5m de profundidade.

Figura 3 - Sensor acústico desenvolvido pela Eng & Life



Fonte: própria autoria

As coletas de sinais correspondentes ao frenesi foram realizadas durante as refeições. A ração para cada horário de tratamento foi ofertada em porções contendo inicialmente 50g (para que o número de porções não ultrapassasse 5, a quantidade da porção foi ajustada ao longo do experimento para acompanhar o crescimento dos peixes) e estas foram oferecidas de modo consecutivo, lançadas uma seguinte à outra sempre após o consumo completo da porção anterior.

As observações partiram do estado inicial do apetite, até alcançar o ponto de saciedade aparente dos animais, quando necessário, as sobras da ração eram retiradas da água, para preservar os parâmetros de qualidade. A coleta ocorreu de modo contínuo durante o fornecimento da ração a fim de observar a resposta impulsiva do comportamento em função da quantidade de ração consumida no tempo, para padronizar as análises foi definido o tempo de gravação do sinal em 5 min, com frequência de amostragem de 44,1KHz em formato “.wav”, seguindo o sugerido por (CARPENTIER et al., 2019).

3.2. Pré processamento

O processamento dos sinais acústicos possui um grande desafio que é a separação dos ruídos que são capturados junto ao sinal de interesse. No caso desse estudo o funcionamento da bomba e sistema de aeração, que não podem ser desligados frequentemente, e até os sons naturais do próprio ambiente se caracterizam como ruídos. Desse modo para compreender os efeitos desses artefatos nos sinais foram coletados os dados dos principais eventos de forma isolada, para observar suas características individuais.

Assim foram coletados os sinais acústicos do comportamento dos peixes (frenesi alimentar) com os periféricos do sistema desligados e o sinal acústico produzido pelos equipamentos periféricos do sistema (bomba, e aeradores e sons naturais do ambiente) sem estimular o comportamento dos animais. Esses sinais foram somados para compor um sinal com as características conhecidas para ser usado como referência do sinal de interesse.

Foi aplicado o método de subtração espectral utilizando as principais características dos instantes que antecedem o lançamento da primeira porção de ração.

Nesse momento o comportamento do frenesi ainda não havia se iniciado, portanto toda informação observada pode ser considerada indesejada.

A similaridade entre os sinais antes da subtração espectral e também após, foram observadas para verificar o efeito da etapa de pré-processamento na informação e garantir que a remoção das características do ruído não comprometesse as informações do frenesi. Assim, foram realizados testes de correlação cruzada entre o sinal do frenesi e o sinal dos periféricos ligados, entre a composição da soma de ambos com cada uma das componentes e também a correlação entre as componentes e o resultado da subtração espectral.

3.3. Extração de características

Os sinais coletados foram segmentados em intervalos de 30 segundos a partir da dispersão da ração pelo alimentador seguindo o proposto por Carpentier et al.(2019), esses trechos foram divididos em dois grupos para constituírem uma base de dados da resposta para cada lançamento do alimentador. O primeiro grupo recebeu os trechos dos sinais das duas primeiras porções de ração lançadas e o outro grupo as duas últimas porções lançadas pelo dispensador.

Cada grupo representa respectivamente a tomada de decisão de acionar o alimentador novamente ou cessar a oferta de ração. Dentro da plataforma MATLAB® a base de dados foi filtrada utilizando o método de subtração espectral e posteriormente foi calculado o perfil da energia do sinal para cada amostra.

As características da energia do sinal foram extraídas a partir do cálculo da amplitude em intervalos de 5s, compondo um vetor de seis elementos para cada amostra.

A base de dados para treinamento da rede neural foi construída utilizando esses dados, unidas de sua identificação de grupo em um vetor randômico misturando os grupos.

3.4. Classificação

A base de dados de treinamento foi introduzida em uma rede neural utilizando uma ferramenta nativa do MATLAB® a Neural Pattern Recognition (nprtool) por ser uma ferramenta eficiente em reconhecimento de padrões (MATHWORKS,2022).

Na arquitetura da rede utilizou-se seis entradas, três neurônios na camada oculta e dois na camada de saída. 60% da base de dados foi utilizada para a etapa de treinamento da rede e 20% para validação, assim 20% da base de dados foi reservada para realização dos testes de desempenho.

4. Resultados

Os equipamentos de dispersão de ração foram instalados nas laterais dos tanques de cultivo como apresentado na figura 4.

Figura 4 - (a) Instalação do equipamento de coleta (b) Dispensador programável



(a)



(b)

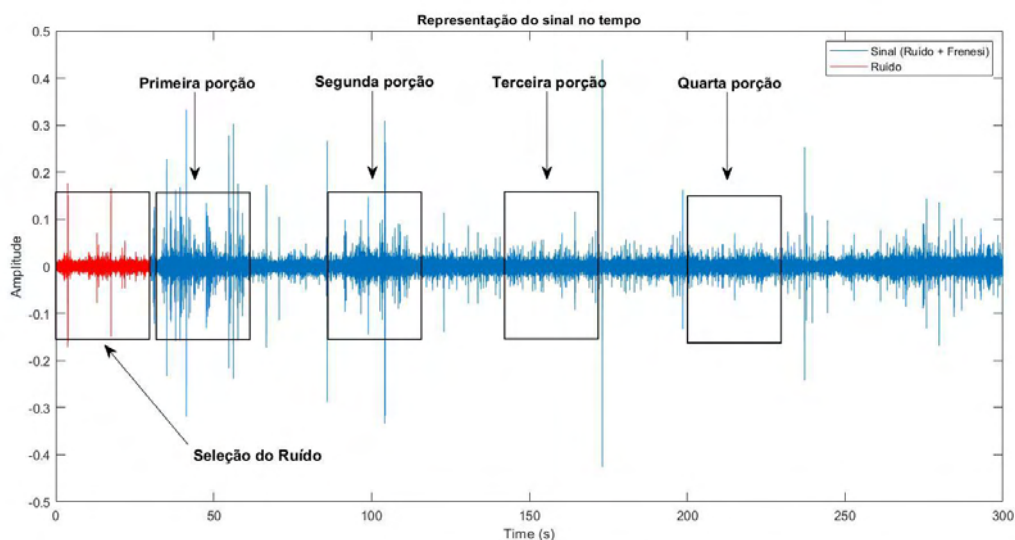
Fonte: Própria Autoria

4.1. Análise dos dados

A composição do sinal sintético foi formada pelos ruídos do ambiente somados e o sinal capturado do comportamento do frenesi e pode ser observada na figura 5. É possível observar na imagem em destaque, os momentos de lançamento de cada porção da ração oferecida e na cor vermelha (primeiro quadro), momentos antes da primeira porção ser lançada pelo dispensador, um trecho selecionado para caracterizar o ruído.

A representação do sinal no domínio do tempo é a forma mais simples de apresentá-lo, pois trata-se da variação da amplitude (energia) do sinal no tempo.

Figura 5 – Representação do sinal (frenesi + Bomba) no tempo



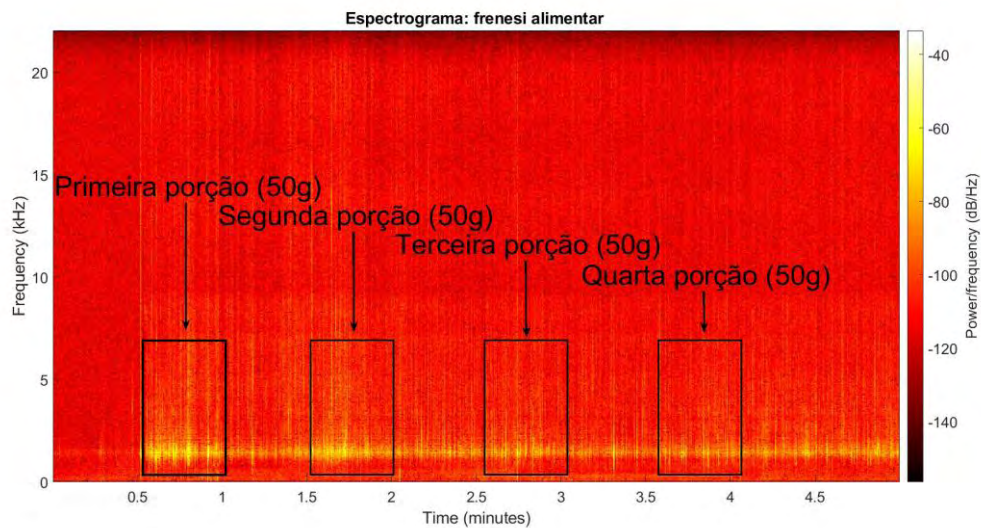
Fonte: Própria Autoria

Note que observando a representação da figura 5, a primeira e segunda porção de ração oferecidas possuem características que permitem identificar com certa facilidade os eventos, assim seria lógico considerar a amplitude do sinal como descritor dos eventos relacionadas ao frenesi, porém quando a atividade do frenesi declina torna-se uma tarefa complexa a identificação desses eventos.

Ao aplicar a transformada de Fourier pode-se observar o mesmo sinal do frenesi no domínio das frequências como mostra a figura 6 em um espectrograma, a

visualização do sinal no domínio tempo-frequência facilita a identificação da ocorrência dos eventos.

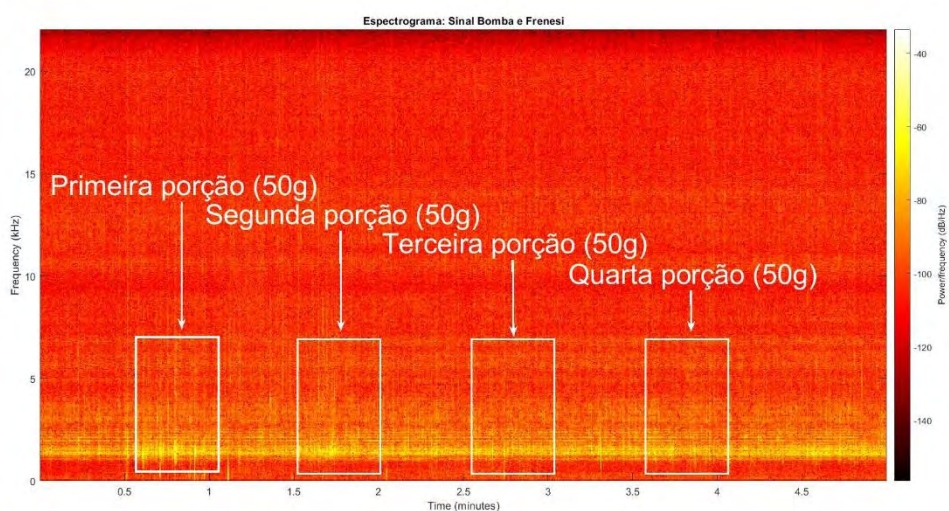
Figura 6 – Espectrograma do frenesi alimentar



Fonte: Própria Autoria

Quando se adicionam ao sinal as características espectrais do ambiente (sons naturais dos arredores, do sistema de recirculação e aeração) assim como na representação no domínio do tempo, a interpretação dos eventos fica prejudicada como pode ser observado na figura 7.

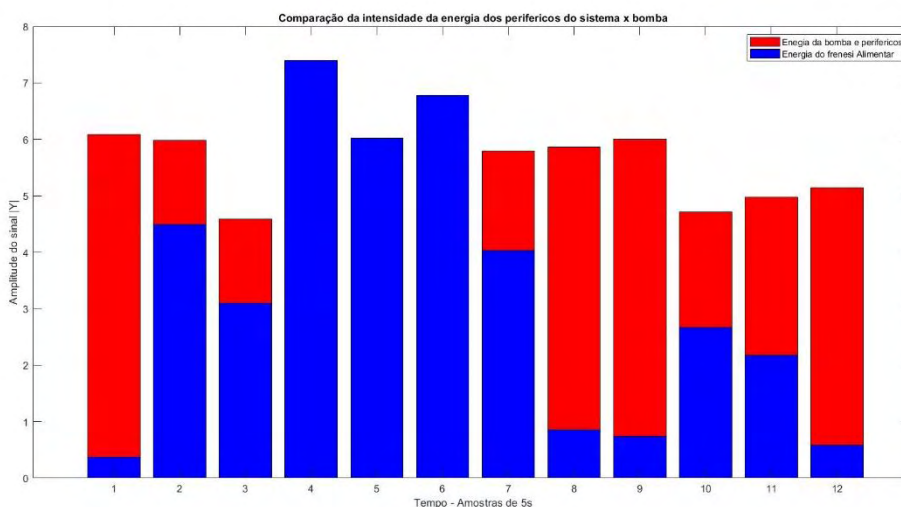
Figura 7 – espectrograma do sinal (frenesi + bomba) com destaques nos eventos de oferta da ração



Fonte: Própria Autoria

No espectrograma da figura 6 a escala de cores à direita indica a intensidade da energia em cada frequência capturada pelo sensor, as frequências com maior amplitude, portanto maior energia, se destacam nas cores mais próximas ao amarelo. Embora seja possível perceber a diferença entre porções aqui, esta é bastante sutil. Já na figura 8 pode ser analisada a comparação direta da influência do ruído na análise da energia. Observe que o histograma apresentado na cor vermelha possui para o mesmo intervalo de tempo valores de intensidade no geral superiores ao sinal do frenesi.

Figura 8 – Comparação da energia dos periféricos x frenesi



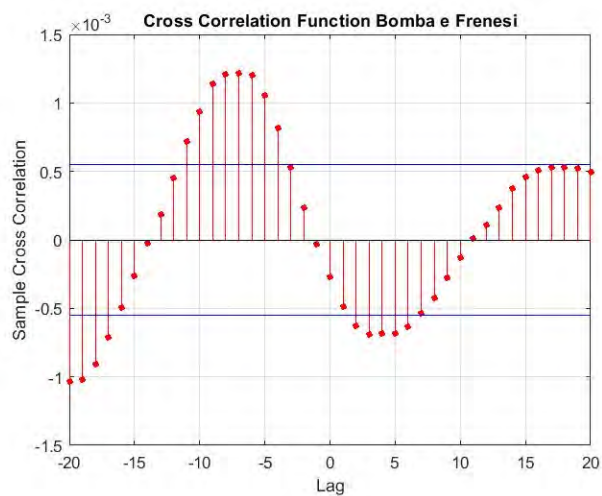
Fonte: Própria Autoria

4.2. Pré processamento

A correlação cruzada entre o sinal do frenesi alimentar e as características predominantes do ambiente demonstrou coeficientes de correlações baixos, ou seja, os sinais observados constituem funções distintas (figura -9).

Desse modo conhecendo suas características espectrais é possível subtrair um do outro novamente e minimizar a interferência do ruído sobre a informação do frenesi alimentar sem comprometer a informação.

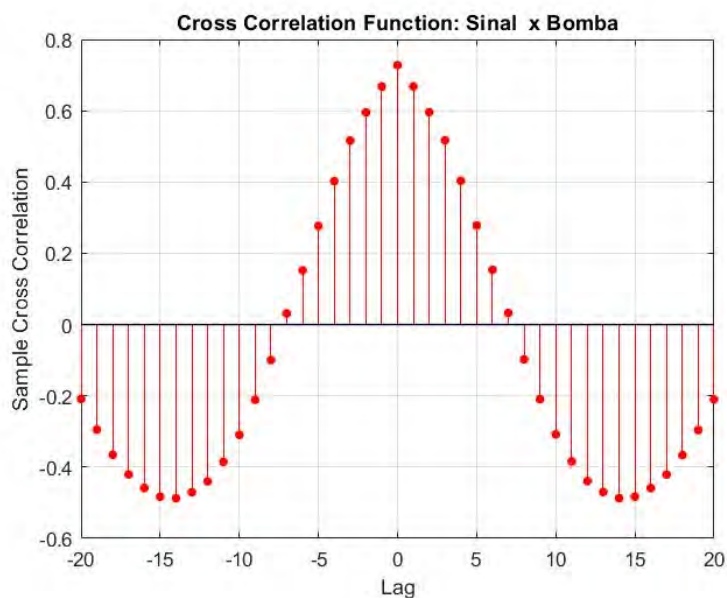
Figura 9 - Análise de Correlação cruzada entre o sinal oriundo dos periféricos do sistema e o comportamento do frenesi alimentar



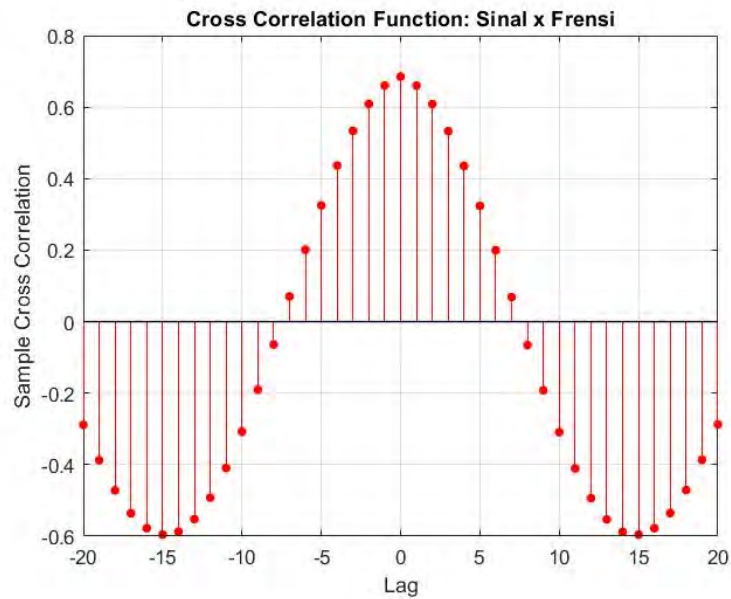
Fonte: Própria Autoria

No entanto observando o sinal obtido pela soma do sinal do frenesi com o sinal da bomba e demais periféricos os coeficientes de correlação cruzada indicam que há forte correlação com o sinal da bomba e com o sinal do frenesi.

Figura 10 – (a) Correlação entre o sinal Sintético e o sinal da bomba (b) Correlação entre o sinal Sintético e o sinal do Frenesi



(a)



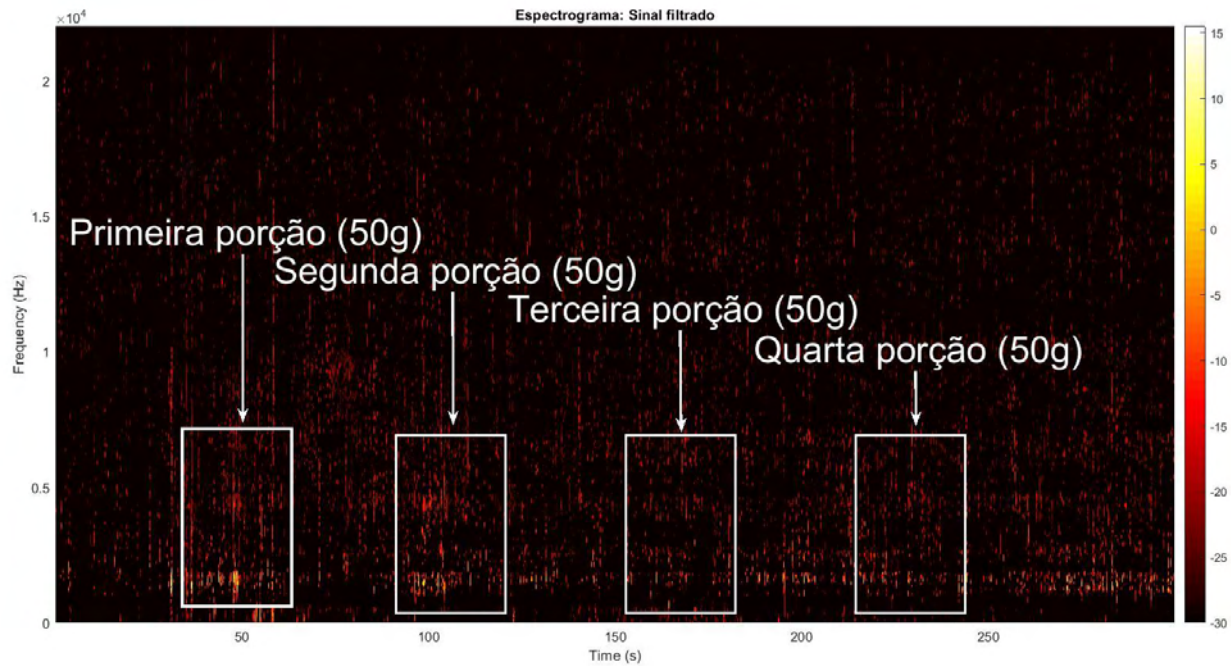
(b)

Fonte: Própria Autoria

O resultado do método de subtração espectral pode ser observado na figura 11. Novamente as regiões em destaque indicam os eventos, e a atividade do comportamento. Agora é possível compreender melhor a atividade do comportamento, nas primeiras porções são eventos claros e concentrados enquanto que nas últimas o comportamento é mais lento e menos intenso.

As primeiras porções geralmente são consumidas em um curto espaço de tempo e há muita disputa para alcançar o alimento até mesmo pelas relações hierárquicas. No entanto ao se aproximar da saciedade esse comportamento reduz a intensidade tornando-se menos intenso e com atividades de golpes na água espaçadas e sem muita agitação.

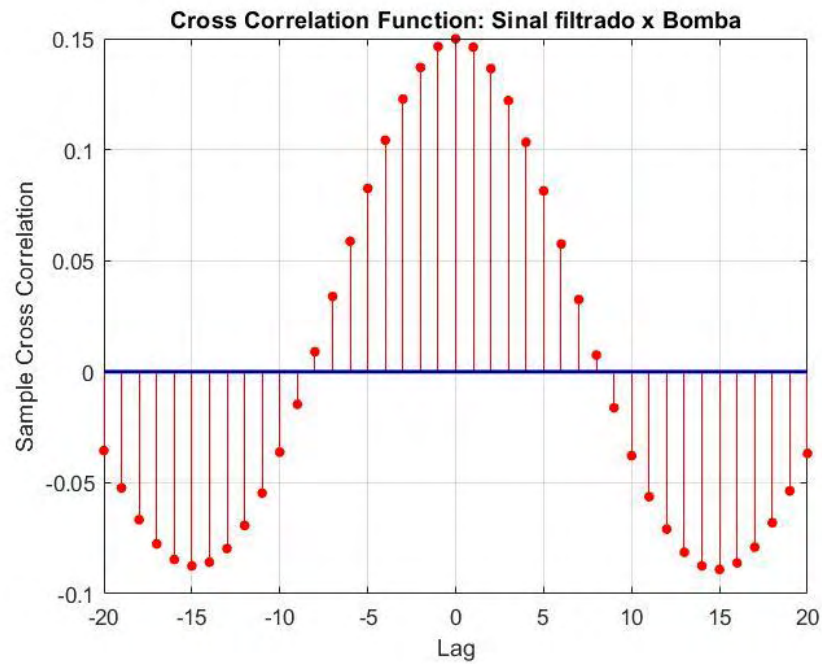
Figura 11 - Espectrograma do sinal após a subtração espectral



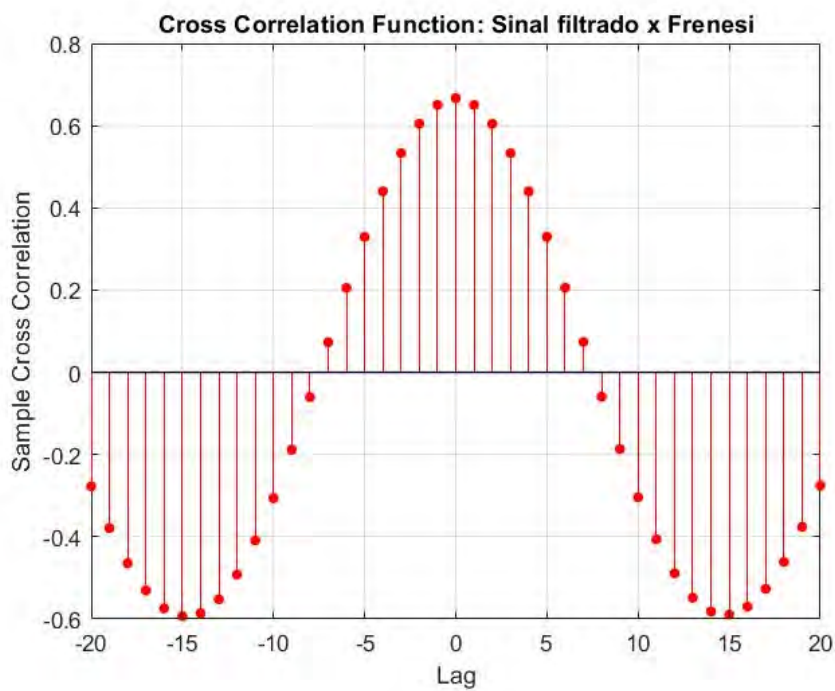
Fonte: Própria Autoria

Os coeficientes de correlação cruzada obtidos entre o sinal do frenesi e o resultado da subtração espectral apresentaram valores elevados sendo próximos a 0,7 indicando que existe uma correlação de moderada a forte entre ambos. Isso significa que o processo de atenuação do ruído não comprometeu a informação. Porém os coeficientes obtidos entre o sinal dos periféricos do sistema e o produto da subtração espectral indicam que a correlação pode ser considerada desprezível entre ambos.

Figura 12 – Análise de correlação cruzada entre o resultado da subtração espectral e: (a) sinal da bomba (b) sinal do frenesi alimentar



(a)



(b)

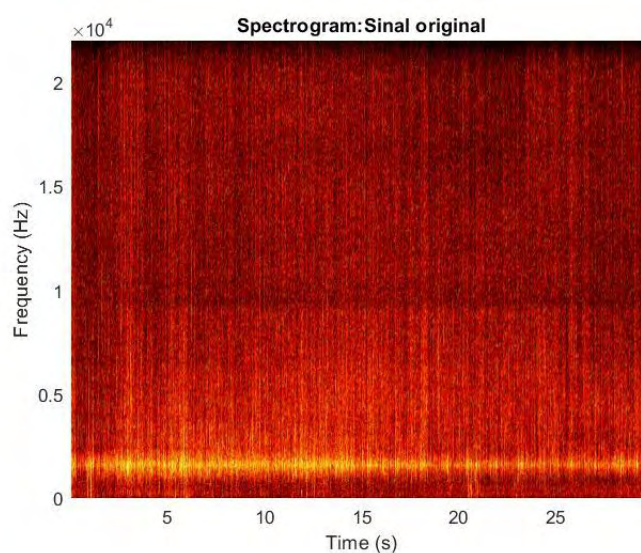
Fonte: Própria Autoria

As análises de similaridade demonstram que a subtração espectral pode ser utilizada para supressão dos ruídos de interferência sem comprometer as características principais do sinal do comportamento do frenesi alimentar.

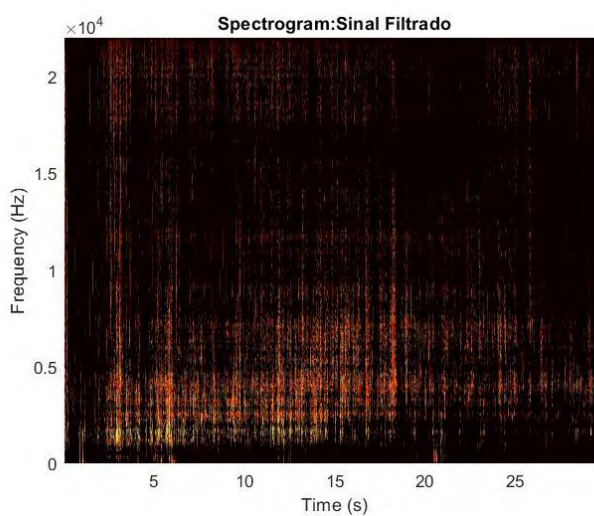
4.3. Extração de características

Uma amostra do sinal fragmentado pode ser observada na figura 13-a, essa amostra corresponde ao frenesi alimentar ao perceber o primeiro lançamento de ração pelo alimentador, na figura 13-b encontra se o resultado da atenuação do ruído.

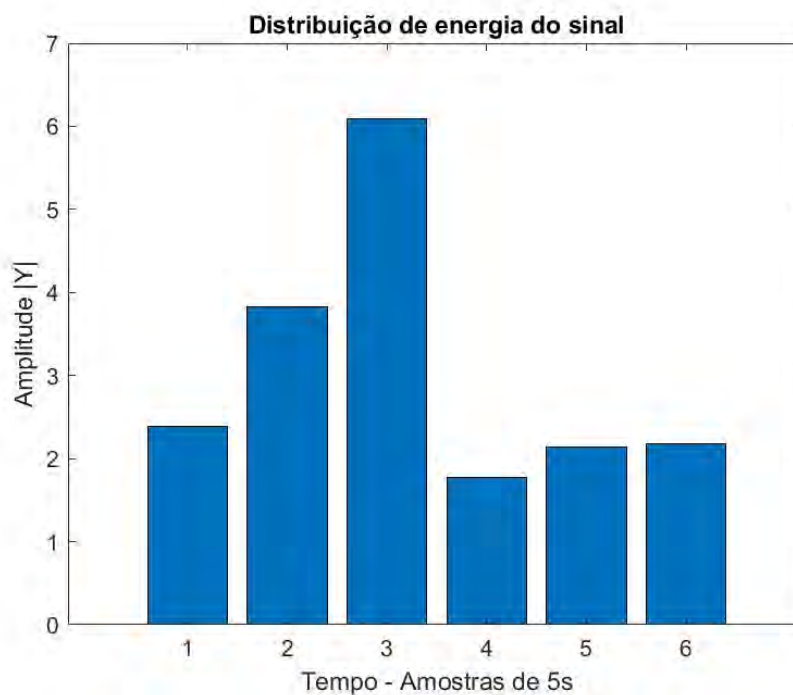
Figura 13 - (a) Espectrograma: amostra do sinal da primeira porção com periféricos ligados; (b) Espectrograma: resultado da subtração espectral; (c) distribuição de energia



(a)



(b)

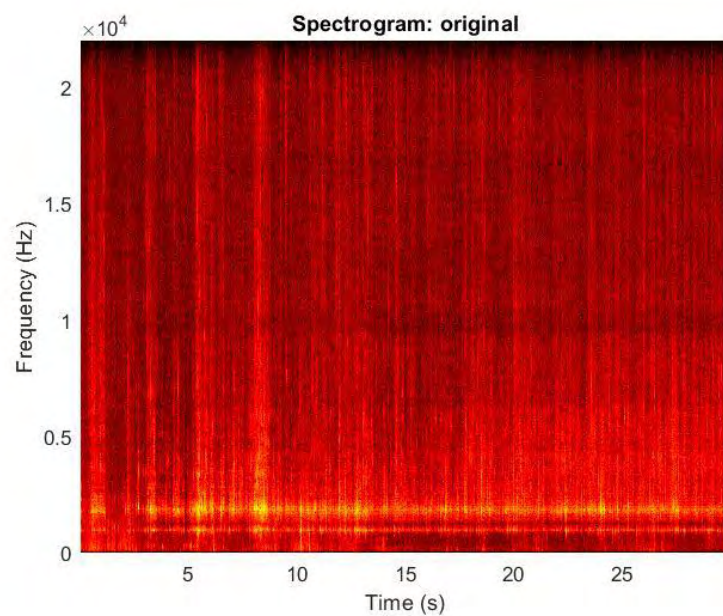


(c)

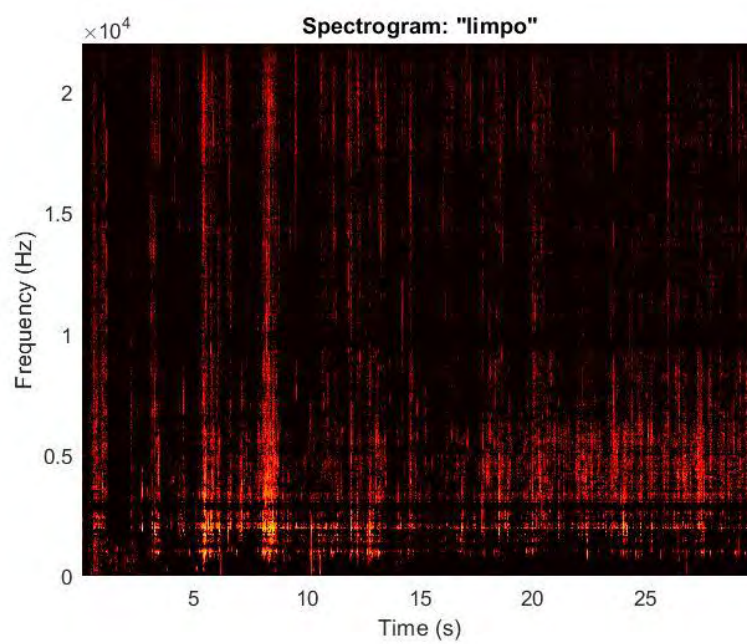
Fonte: Própria Autoria

Observe na figura 13-c que a distribuição de energia do sinal concentra-se na primeira metade do tempo do sinal analisado, isso significa que logo ao perceberem o estímulo houve uma resposta de grande intensidade. A queda abrupta entre a amostra 3 e 4 indica que os golpes intensos na superfície tinham cessado, nesse caso tratando-se da primeira porção lançada significa que toda a ração oferecida foi consumida. Agora veja abaixo como o comportamento se apresenta na segunda porção.

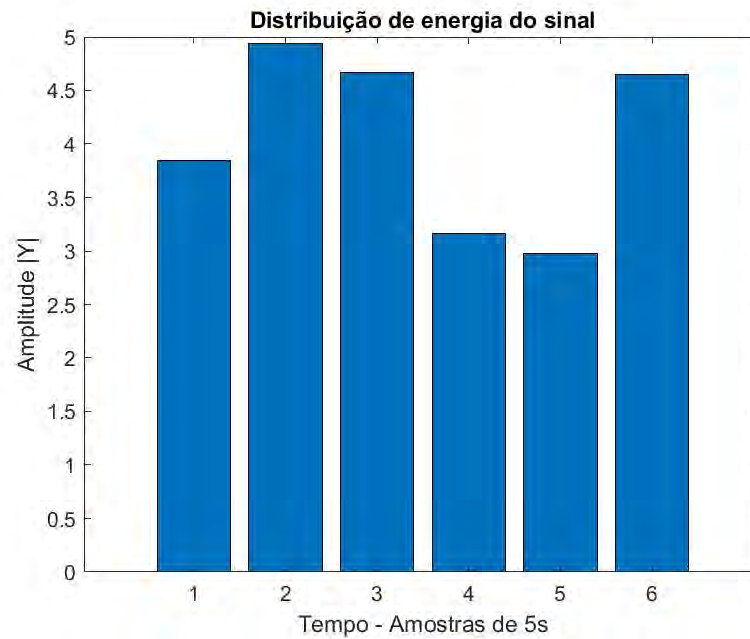
Figura 14 - (a) Espectrograma: amostra do sinal da segunda porção com periféricos ligados; (b) Espectrograma: resultado da subtração espectral; (c) distribuição de energia



(a)



(b)



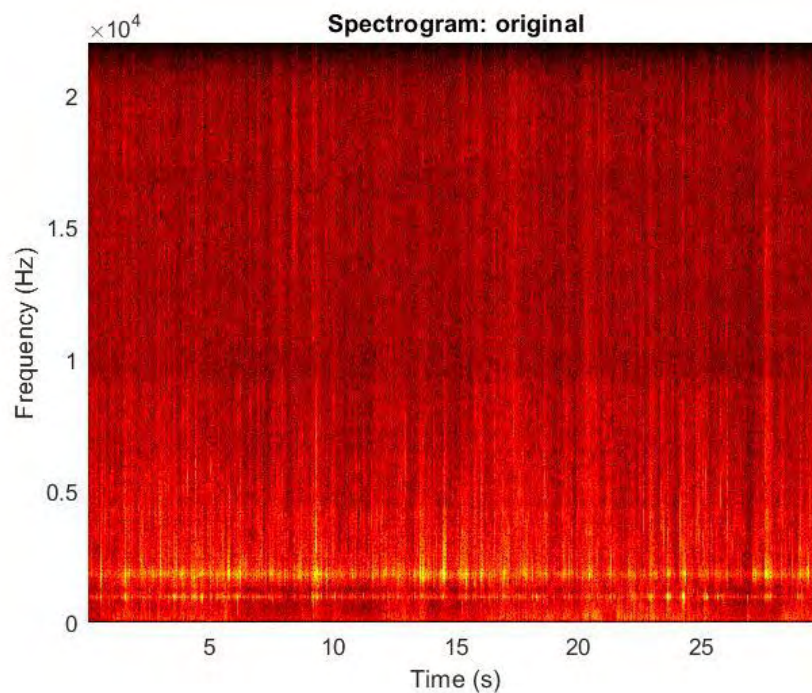
(c)

Fonte: Própria Autoria

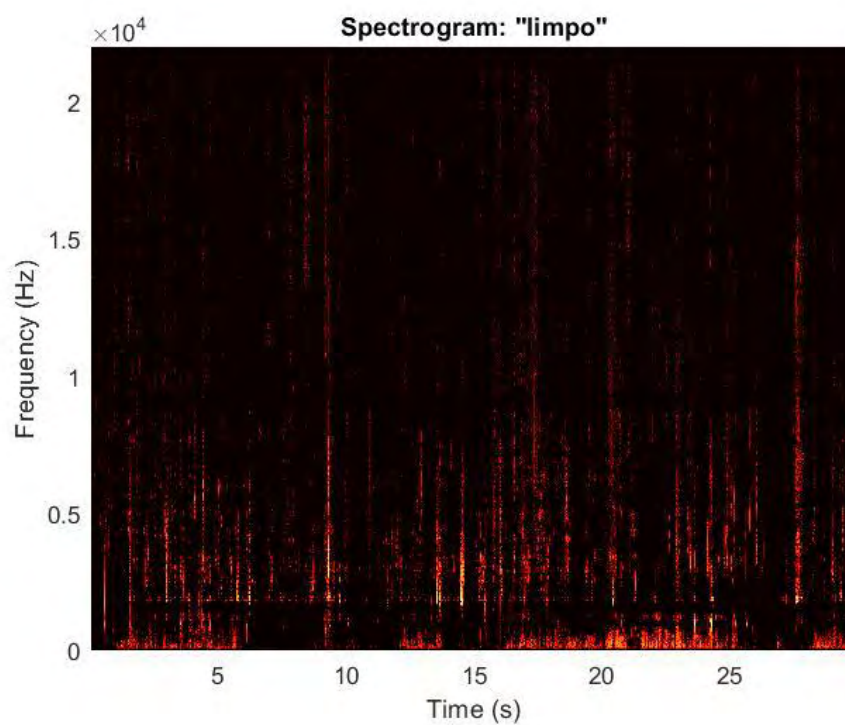
Conforme pode ser notado na figura 14-c a energia do sinal apresenta novamente uma distribuição com os maiores valores na primeira metade do sinal analisado, porém a queda da intensidade do comportamento entre as amostras 3 e 4 já não é abrupta, pois a primeira porção já havia sido consumida e o apetite já não era o mesmo.

Ao observar as últimas porções é possível compreender melhor a diferença da do comportamento.

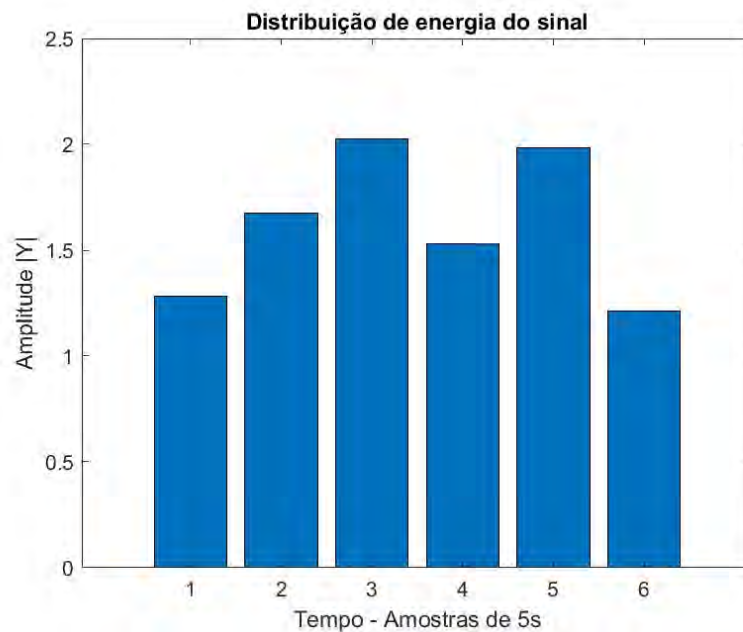
Figura 15 - (a) Espectrograma: amostra do sinal da penúltima porção com periféricos ligados; (b) Espectrograma: resultado da subtração espectral; (c) distribuição de energia



(a)



(b)

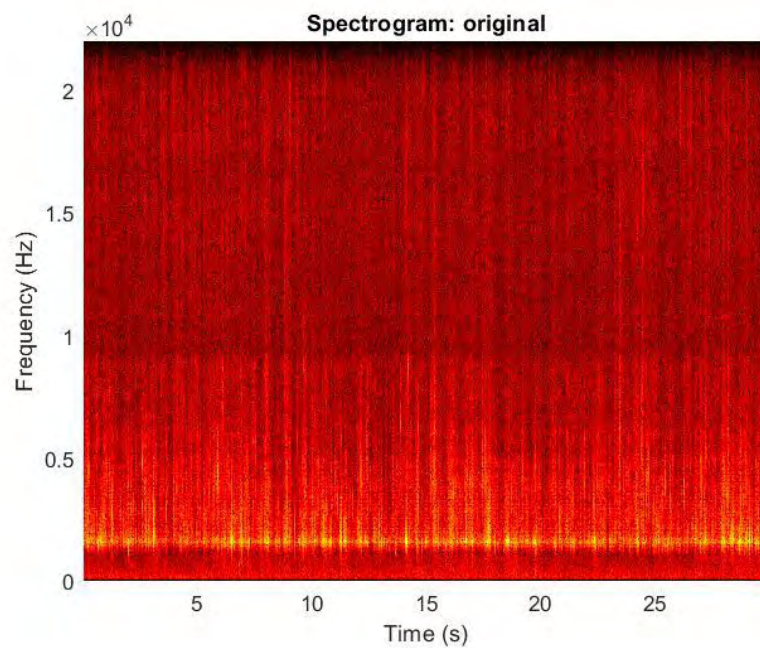


(c)

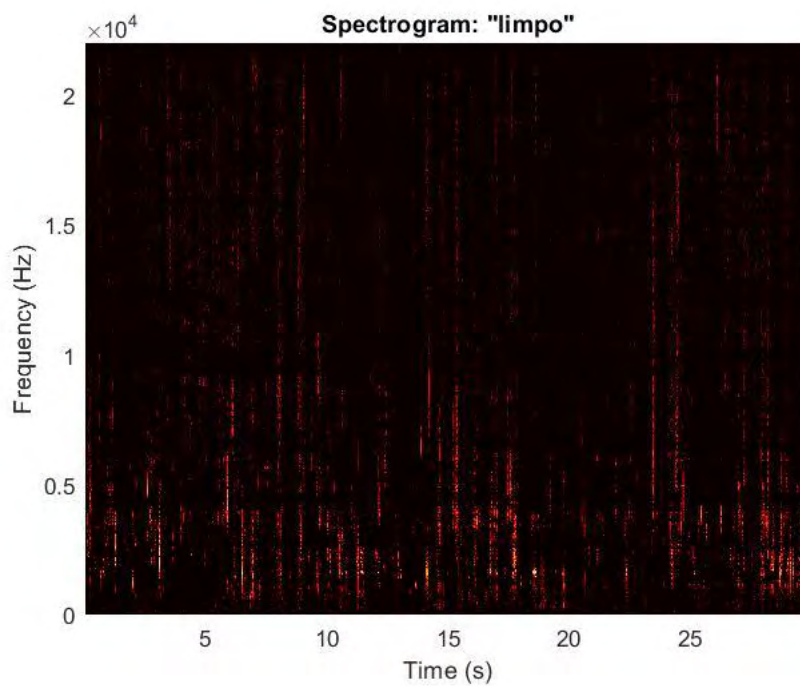
Fonte: Própria Autoria

Durante a oferta das penúltimas porções o comportamento de busca pelo alimento se atenua e observa-se na figura 15-c que a intensidade do comportamento além de apresentar valores menores possui uma distribuição mais uniforme, isso se explica pela proximidade do ponto de saciedade onde os animais já não apresentam tanto interesse, no entanto alguns ainda buscam na superfície. É possível que esses que ainda exibem o comportamento sejam os menores na hierarquia social do cardume (BARKI; CNAANI; BIRAN, 2022).

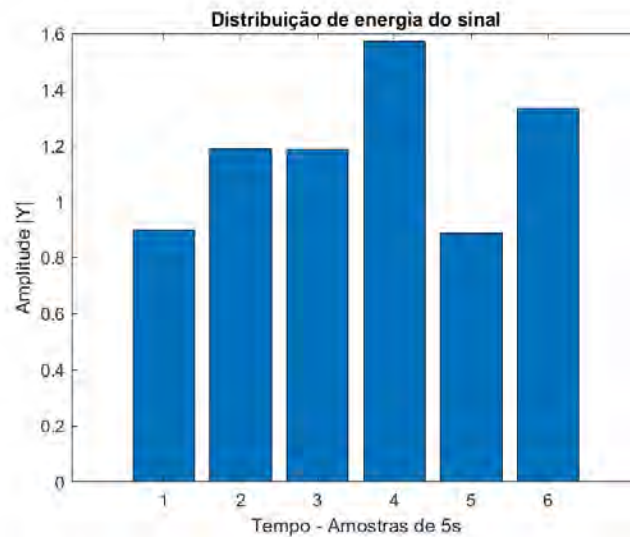
Figura 16 – (a) Espectrograma: amostra do sinal da última porção com periféricos ligados; (b) Espectrograma: resultado da subtração espectral; (c) distribuição de energia



(a)



(b)



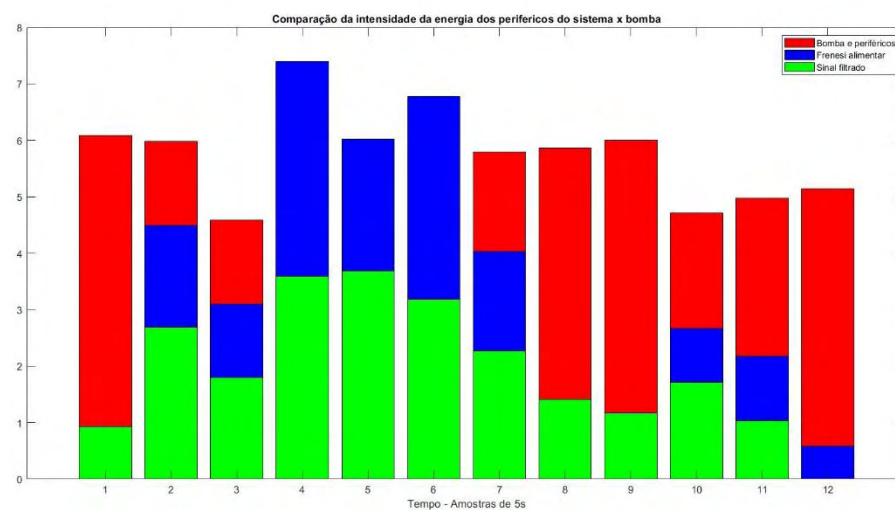
(c)

Fonte: Própria Autoria

Ao oferecer a última porção de ração, em muitos dos casos não houve golpes agressivos na superfície da água e é possível observar que a distribuição de energia nas amostras se apresenta com menor intensidade. Em diversos casos a última porção não foi completamente consumida e por tanto as sobras foram retiradas com auxílio de uma rede.

A subtração espectral atenua no sinal não só a interferência dos periféricos do sistema, mas também os sons produzidos pela mastigação presentes no sinal após a primeira porção ser lançada, conforme descrito por Estácio (2017). Com base nos resultados obtidos pelos testes de similaridade entre sinal filtrado com o sinal do frenesi alimentar concluiu-se que a energia do sinal pode ser um bom descritor do comportamento para se utilizar na rede neural, observe a figura 17.

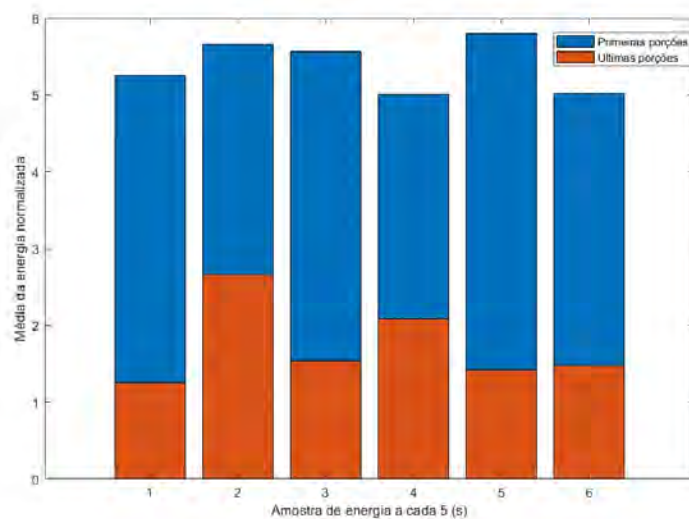
Figura 17-Comparação da energia do sinal Filtrado pela subtração espectral x componentes do sinal



Fonte: Própria Autoria

O comportamento da energia do sinal para cada 5s pode ser observado na figura 18. Pode-se verificar que para o mesmo intervalo de tempo há uma diferenciação nas médias de energia do frenesi para os dois grupos.

Figura 18 Comparativo do perfil de energia entre as primeiras e as últimas porções

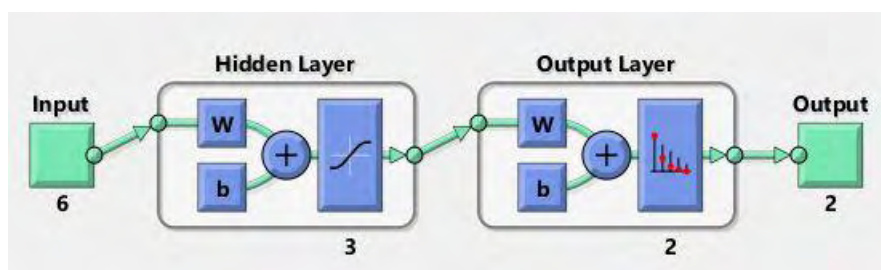


Fonte: Própria Autoria

4.4. Classificação

Utilizando a ferramenta nativa do MATLAB®, Neural Pattern Recognition (nprtool) foram testados diversos parâmetros para definir a melhor arquitetura da rede buscando sempre um modelo mais simples para implementar conforme sugerido por Soltanian e Borna (2022) para que em etapa posterior esse classificador opere em um sistema embarcado com capacidade de processamento menor que a de um computador sofisticado ou mesmo um smartphone, a figura 19 ilustra a topografia da rede.

Figura 19 - Arquitetura da Rede

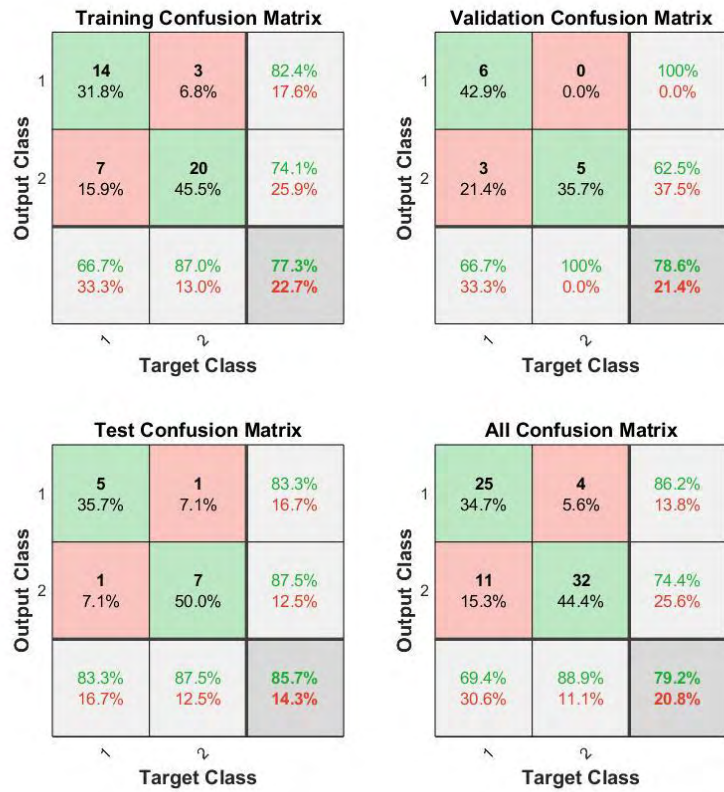


Fonte: Própria Autoria

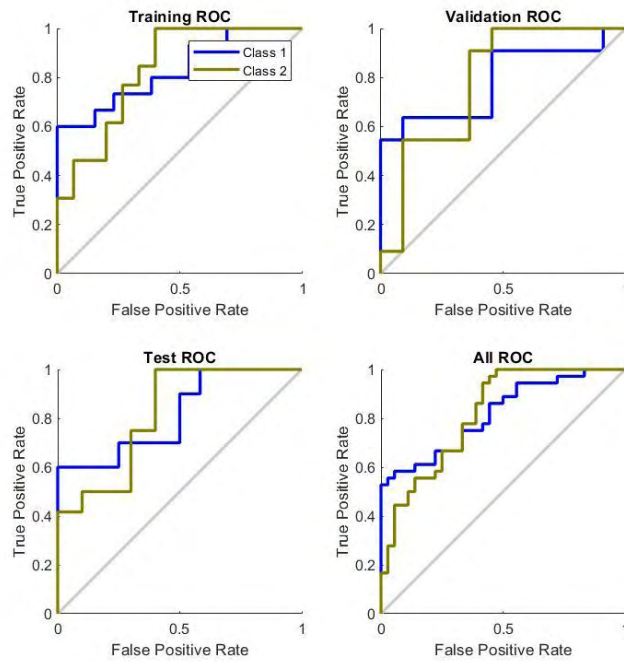
Assim como no estudo realizado por Simonović et al. (2021) a rede neural cognitiva apresentou desempenho satisfatório alcançando aproximadamente 86% de acerto na etapa de testes e mais de 78% na etapa de validação da rede conforme demonstrado na figura 20-a. No entanto a rede ainda encontra certa dificuldade em distinguir algumas amostras como se evidencia com os falsos positivos na classificação, o desempenho da rede pode ser verificado na figura 20-b. Como relata Simonović et al. (2021) um dos problemas da aplicação de redes cognitivas é o efeito “caixa preta” pois o algoritmo se ajusta de acordo com os dados e não há uma forma de determinar com precisão onde está o ponto fragil da rede.

Importante se atentar que como o ponto de saciedade foi considerado o ponto onde já não havia mais buscas na superfície pelo alimento, na maioria dos casos a última porção não foi consumida completamente, sendo necessário a retirada das sobras da água, para não comprometer a qualidade da água e ter uma informação mais próxima do quanto foi consumida.

Figura 20 – (a) Matriz de confusão da rede (b) Características operacionais



(a)



(b)

5. Conclusão

O desenvolvimento de um equipamento requer bastante pesquisa ensaios e testes, esse trabalho é mais um passo na direção de um alimentador inteligente. O Frenesi alimentar é um comportamento que pode conter muitas informações e demonstra um grande potencial para contribuir com o desenvolvimento da aquicultura de precisão.

Embora o trabalho com sinais acústicos sempre apresente grandes desafios, as ferramentas de processamento digital de sinais podem ser grandes aliadas para otimizar e realçar as características principais, viabilizando o reconhecimento por algoritmos classificadores.

Os resultados obtidos com o pré-processamento viabilizaram o uso da amplitude do sinal como descritor do comportamento. A amplitude, por requerer uma análise relativamente simples, passa a ser um bom descritor e a rede neural cognitiva, por não ser um algoritmo complexo, demonstra um grande potencial para operar em sistemas embarcados.

Novos estudos são necessários para avaliar o impacto que esse equipamento pode causar na taxa de crescimento, desempenho zootécnico e desempenho econômicos no custo da produção.

6. Referências

- BARKI, A.; CNAANI, A.; BIRAN, J. How does temperature affect aggression during and after dominance hierarchy formation in Nile tilapia? **Applied Animal Behaviour Science**, v. 247, n. January, p. 105563, 2022.
- CARLOS, R.; MACIEL, V.; RU, D. P. O. R. Melhoria Da Qualidade De Sinais De Fala ~ De Sinais Sintetizados Utilizac , Ao ´ Da Degradados Por Ru ´ Ido Atrav Es ~ De Sinais Sintetizados Utilizac. [s.d.].
- CARPENTIER, L. et al. Development of sound-based poultry health monitoring tool for automated sneeze detection. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 162, n. May, p. 573–581, 2019.
- CARRIÇO, J. M. M.; NAKANISHI, L. I.; CHAMMAS, M. A. **Manual Do Piscicultor Produção De Tilápia Em Tanque-Rede**, 2008.
- DRON, J. P.; BOLAERS, F.; RASOLOFONDRAIBE, L. Improvement of the sensitivity of the scalar indicators (crest factor, kurtosis) using a de-noising method by spectral subtraction: Application to the detection of defects in ball bearings. **Journal of Sound and Vibration**, v. 270, n. 1–2, p. 61–73, 2004.
- ESTÁCIO, R. A. DE C. A. Avaliação da resposta alimentar em peixes utilizando processamento digital de sinais para a determinação do ponto de saciedade. 2017.
- FAO. **The World State of Fisheries and Aquaculture 2018 - Meeting the sustainable development goals**. [s.l: s.n.]. v. 3
- HAIDER, N. S. Respiratory sound denoising using Empirical Mode Decomposition, Hurst analysis and Spectral Subtraction. **Biomedical Signal Processing and Control**, v. 64, n. July 2020, p. 102313, 2021.
- KUBITZA, F. Excessiva alimentação pode agravar a mortalidade de peixe em sistemas intensivos de cultivo. **Panorama da aquicultura vol.18, nº105 fev.2008.**, p. 14–17, 2008.
- KUBITZA, L. M. M.; GUIMARÃES, T. G.; KUBITZA, F. Monitorando a saúde nos peixes. **Panorama da aquicultura**, p. 33–39, 2000.
- LI, W.; WEI, Q. W.; LUO, H. Special collector and count method in a recirculating

aquaculture system for calculation of feed conversion ratio in fish. **Aquacultural Engineering**, v. 60, p. 63–67, 2014.

MATHWORKS, Neural Net Pattern Recognition tool . Disponível em: <https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ref/nprtool.html>. Acesso em: 17 fev.2022.

MENDES, A. I.; CARVALHO, M. C. DE. Caracterização da Piscicultura em Tanques-Rede no Município de Rubinéia - SP: Um Estudo de Caso. **Revista do Agronegócio - REAGRO**, v. 5, n. 1, p. 16–33, 2016.

MORAES, T. C. H. et al. Routine exposure to biometric procedures in fish farming reveals differences in stress response in tambaqui and hybrid tambatinga. **Boletim do Instituto de Pesca**, v. 43, p. 1–10, 2017.

MORO, G. V. **Biometria de Peixes - Embrapa.pdf**, 2014.

NOGUEIRA, A. C.; RODRIGUES, T. Criação de tilápias em tanques-rede. **Sebrae Bahia**, p. 23, 2007.

PEIXEBR. Anunário PeixeBr da Piscicultura. **Associação Brasileira de Piscicultura**, p. 138, 2019.

PONTES, T. C.; TSUJII, K. M.; RICHTER, B. L. Automação na tilapicultura : revisão de literatura. [s.d.].

REIS, J. et al. Automated feeding systems for shrimp: Effects of feeding schedules and passive feedback feeding systems. **Aquaculture**, v. 541, n. December 2020, 2021.

REIS, J. et al. Passive acoustic monitoring as a tool to assess feed response and growth of shrimp in ponds and research systems. **Aquaculture**, v. 546, n. March 2021, 2022.

SABBAG, O. J. Análise econômica da produção de tilápias (*O reochromis niloticus*) em um modelo de propriedade associativista em Ilha Solteira / SP . p. 86–100, 2007.

SENAR. **Piscicultura : alimentação**. Brasília: [s.n.].

SHERAFAT, B.; RASHIDI, A.; ASGARI, S. Sound-based multiple-equipment activity recognition using convolutional neural networks. **Automation in Construction**, v. 135, n. January, p. 104104, 2022.

SIMONOVIC, M. et al. Acoustic recognition of noise-like environmental sounds by using artificial neural network. **Expert Systems with Applications**, v. 184, n. June, 2021.

SIQUEIRA, T. V. DE. Aquicultura : a Nova Fronteira Para Aumentar a Produção Mundial De. p. 119–170, 2012.

SMITH, D. V.; TABRETT, S. The use of passive acoustics to measure feed consumption by *Penaeus monodon* (giant tiger prawn) in cultured systems. **Aquacultural Engineering**, v. 57, p. 38–47, 2013.

SOLTANIAN, M.; BORNA, K. Covid-19 recognition from cough sounds using lightweight separable-quadratic convolutional network. **Biomedical Signal Processing and Control**, v. 72, n. PB, p. 103333, 2022.

SUSSEL, F. R. Alimentação Na Criação De Peixes Em Tanques-Rede. **Agência Paulista de Tecnologia dos Agronegócios**, v. 1981, p. 14p, 2008.

VOLPATO, G. L. Revista Brasileira de Zootecnia Considerações metodológicas sobre os testes de preferência na avaliação do bem-estar em peixes Methodological concerns on preference tests for assessment of fish welfare. n. 1964, 2007.

YIN, Y. et al. Recognition of sick pig cough sounds based on convolutional neural network in field situations. **Information Processing in Agriculture**, v. 8, n. 3, p. 369–379, 2021.

ZHOU, C. et al. Near-infrared imaging to quantify the feeding behavior of fish in aquaculture. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 135, p. 233–241, 2017.

Anexo I

Código implementado para a gravação e coleta de sinais

Roteiro de análise

```
function [data sig energia entropia]= roteiro (tempo)
fs=44100;
[data]=gravador_peixes(tempo,fs);

[sig]= sub_espectral (data,fs,0,10);%Realiza a remoção
do ruído
[energia]=calc_ener(sig,N); );%Realiza o cálculo da
energia do sinal
figure();
plot(energia) );% mostra o comportamento da energia

[d]= Classifica_rede(energia); % insere as
características de energia do sinal no classificador

disp('ja Acabou!'); );%Indica a finalização do
processo
```

Função de gravação

```
function [x fs]= gravador(tempo,fs)
clc
recObj = audiorecorder;
msg=['tempo de gravação (s):',num2str(tempo)];
disp(msg);
nBits = 16;
nChannels = 1 ;
ID = -1;
recObj = audiorecorder(fs,nBits,nChannels,ID);
```

```
disp('Start speaking.')
```

```
recordblocking(recObj,tempo);
```

```
disp('End of Recording.');
```

```
x = getaudiodata(recObj);
```

```
 [filename, caminho]= uinputfile('*.wav', 'salvar
```

```
dados');
```

```
audiowrite(filename,x,fs,'BitsPerSample',24,...
```

```
'Comment','This is my new audio file.');
```

```
    disp('fim');
```

Subtração espectral

```

function [output_signal]=
sub_espectral(y,Fe,t_min,t_max)
fprintf('Abrindo o sinal');
x=y;
Nx=length(x);
    fprintf(' OK\n');
apriori_SNR=1;
alpha=0.05;
beta1=1.1;
beta2=1;
lambda=3;
NFFT=1024;
window_length=round(0.03*Fe);
window=hamming(window_length);
window = window(:);
overlap=floor(0.75*window_length);
[S,F,T] = spectrogram(x+i*eps,window,window_length-
overlap,NFFT,Fe);
[Nf,Nw]=size(S);

```

Cálculo da energia do sinal

```

function [cor ent]=calc_ener(signal,t)
[N ~]=size(signal);
cor=[];
ent=[];
i=1;
fs=44100;
while i+t*fs-1<=N
s=signal(i:i+t*fs-1);

```

```
[ns ~]=size(s);  
if t*fs== ns  
i=i+t*fs;  
energia=norm(s);  
[h]= entropia_h (s,0);  
cor=[cor energia];  
ent=[ent h];  
end  
end
```

Função da Rede Neural Cognitiva

```

function [Y,Xf,Af] = Rede_energia_04_02_2022(X,~,~)

% ===== NEURAL NETWORK CONSTANTS =====

% Input 1
x1_step1.xoffset =
[0.790636562250617;1.12959379573252;1.00861487818941;1
.0478666976376;0.7302071764723;0.606902803022072];
x1_step1.gain =
[0.0462933076804896;0.0369765610826123;0.0550544873485
155;0.0656912369831221;0.0697285694363777;0.0707848678
016653];
x1_step1.ymin = -1;

% Layer 1
b1 = [1.602694673929387692;-
0.039650299059875430963;2.5687303391652336337];
IW1_1 = [1.8315038753900645396 2.5396182801453308642
0.61131031051323436731 0.67331117472387980172 -
2.758201628882264167 -
0.8681899813890309181;0.28504721735568305796 -
0.78151246744258473509 0.40165080613612014204
0.84530753171948436187 0.42455234893761478743 -
0.72186090222137377914;0.95999250971492100515
0.066966065147260556145 -1.1488564676789374541 -
0.44948239332242512223 -0.54904251980786300535 -
0.43732231295195866938];

% Layer 2

```



```
b2 = [0.096953231364311359686;-0.186609249785358422];  
LW2_1 = [2.3498771442874142323 -2.4680498980226079908  
0.33724814602382519046;-3.6585921796229796676  
0.93369170579172744429 0.4339988438914728075];
```

```
% ===== SIMULATION =====
```

```
% Format Input Arguments
```

```
isCellX = iscell(X);
```

```
if ~isCellX
```

```
    X = {X};
```

```
end
```

```
% Dimensions
```

```
TS = size(X,2); % timesteps
```

```
if ~isempty(X)
```

```
    Q = size(X{1},1); % samples/series
```

```
else
```

```
    Q = 0;
```

```
end
```

```
% Allocate Outputs
```

```
Y = cell(1,TS);
```

```
% Time loop
```

```
for ts=1:TS
```

```
    % Input 1
```

```
    X{1,ts} = X{1,ts}';
```

```
    Xp1 = mapminmax_apply(X{1,ts},x1_step1);
```

```
    % Layer 1
```

```

a1 = tansig_apply(repmat(b1,1,Q) + IW1_1*Xp1);

% Layer 2
a2 = softmax_apply(repmat(b2,1,Q) + LW2_1*a1);

% Output 1
Y{1,ts} = a2;
Y{1,ts} = Y{1,ts}' ;
end

% Final Delay States
Xf = cell(1,0);
Af = cell(2,0);

% Format Output Arguments
if ~isCellX
    Y = cell2mat(Y);
end
end

% ===== MODULE FUNCTIONS =====

% Map Minimum and Maximum Input Processing Function
function y = mapminmax_apply(x,settings)
y = bsxfun(@minus,x,settings.xoffset);
y = bsxfun(@times,y,settings.gain);
y = bsxfun(@plus,y,settings.ymin);
end

% Competitive Soft Transfer Function
function a = softmax_apply(n,~)
if isa(n,'gpuArray')

```

```

        a = iSoftmaxApplyGPU(n);
else
        a = iSoftmaxApplyCPU(n);
end
end
function a = iSoftmaxApplyCPU(n)
nmax = max(n,[],1);
n = bsxfun(@minus,n,nmax);
numerator = exp(n);
denominator = sum(numerator,1);
denominator(denominator == 0) = 1;
a = bsxfun(@rdivide,numerator,denominator);
end
function a = iSoftmaxApplyGPU(n)
nmax = max(n,[],1);
numerator = arrayfun(@iSoftmaxApplyGPUHelper1,n,nmax);
denominator = sum(numerator,1);
a =
arrayfun(@iSoftmaxApplyGPUHelper2,numerator,denominator);
end
function numerator = iSoftmaxApplyGPUHelper1(n,nmax)
numerator = exp(n - nmax);
end
function a =
iSoftmaxApplyGPUHelper2(numerator,denominator)
if (denominator == 0)
    a = numerator;
else
    a = numerator ./ denominator;
end
end
end

```

```
% Sigmoid Symmetric Transfer Function  
function a = tansig_apply(n,~)  
a = 2 ./ (1 + exp(-2*n)) - 1;  
end
```

Função de interpretação da rede

```
function [d]= Classifica_rede(e)
%entre com 6 pontos de energia para classificar

[Y] = Rede_energia_04_02_2022(e);a=round(Y);%chama a
função da rede neural
%% simplifica a resposta
if a==[1 0]
    d=string('jogue mais uma porção');
end
if a==[0 1]

d=string('pare de jogar ração vai matar tudo');
end
```