

**Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

**Tecnologias integradas para análise dos efeitos ambientais na
embriogênese de frangos de corte: abrindo a “caixa preta”**

Sérgio Luís de Castro Júnior

Tese apresentada para obtenção do título de Doutor
em Ciências. Área de concentração: Engenharia de
Sistemas Agrícolas

**Piracicaba
2025**

Sérgio Luís de Castro Júnior
Engenheiro de Biossistemas

**Tecnologias integradas para análise dos efeitos ambientais na
embriogênese de frangos de corte: abrindo a “caixa preta”**

Orientador:
Prof. Dr. **IRAN JOSÉ OLIVEIRA DA SILVA**

Tese apresentada para obtenção do título de Doutor
em Ciências. Área de concentração: Engenharia de
Sistemas Agrícolas

Piracicaba
2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA – DIBD/ESALQ/USP

Castro Júnior, Sérgio Luís de

Tecnologias integradas para análise dos efeitos ambientais na embriogênese de frangos de corte: abrindo a “caixa preta” / Sérgio Luís de Castro Júnior - - Piracicaba, 2025.

142 p.

Tese (Doutorado) - - USP / Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”.

1. Incubação artificial 2. Estímulos ambientais 3. Visão computacional
4. Zootecnia de precisão I. Título

AGRADECIMENTOS

A jornada até aqui foi intensa e repleta de aprendizados, e nada disso seria possível sem o apoio de pessoas e forças que me acompanharam ao longo do caminho.

Agradeço primeiramente a Deus, aos Orixás, Santos, Divindades, guias espirituais e às forças da natureza, pela proteção, inspiração e força nas horas em que quase me faltaram as minhas.

À minha família, pelo amor incondicional e incentivo constante. Ao meu pai, Sérgio, que não me emprestou apenas o nome, mas também a curiosidade, a força de vontade e a integridade — mesmo que isso, muitas vezes, exija um caminho mais árduo. À minha mãe, Diná, pelo amor que transborda e transcende, por cada vela acesa, por cada “calma, filho, vai dar certo”. E deu! À minha irmã, Ana, por ser apoio constante, por estar sempre presente e por tornar tudo mais leve com cada meme e cada música. Como sempre digo: cada vitória minha é, na verdade, uma vitória nossa. Família.

À minha avó, Maria de Lourdes, aos meus padrinhos, Regina e Antônio, e a todos os meus tios, tias, primos e primas. Aos que já se foram, mas deixaram rastros de afeto e ensinamento, porque o verdadeiro legado não se mede em presença, mas em permanência. É com orgulho que carrego esse legado. Com orgulho levo o “Castro” em cada trabalho que concluí.

Ao meu companheiro de vida, Clayton, por me ensinar uma das lições mais preciosas: a viver o tempo de Kronos - aquele que nos convida a viver o presente com inteireza. Por ser o meu maior exemplo de que a vida pode, sim, nos surpreender. Vida, nos surpreenda!

Aos amigos de Piracicaba e de Limeira, em especial Carol, Robson, João, Ramon, Everton, Maju, Glauber, Gabriel, Karen, Jhow... todos. E aos que a vida espalhou pelo mundo, os de longa data e os mais recentes, cuja presença se faz sentir mesmo na distância: Yuri, Dani, Ale, Jeh, Lari, Jussara, Ryan, Margaret, Lisi, Mari, Carlinhos... todos. Levo cada um comigo.

Aos amigos e pesquisadores do NUPEA: Aérica, Alessandra, Carol Donofre, Carol Mazocco, Cibelle, Gabriel, Giovane, Guilherme, João, José Tadeu, Júlia, Karen, Marcela, Marcos, Mariana Modesto, Mariana Mota, Paala, Robson, Thiago, Vivian.

Ao meu orientador — de pesquisa e de vida — Prof. Dr. Iran José Oliveira da Silva. Foram oito anos de incentivos, ensinamentos, confiança e desafios. Sou imensamente grato por cada conselho, tanto pessoal quanto profissional, que me permitiu chegar até aqui mais consciente, encorajado e fortalecido.

A todos que participaram diretamente desta pesquisa de doutorado, compreendendo que ciência não se faz sozinho, minha profunda gratidão. Em especial à Ana, ao Robson, à Jumara, à Carol, e aos queridos professores: Prof. Glauber, Profa. Carol, Prof. Felipe e Prof. Idemauro.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas Agrícolas e aos funcionários do Departamento de Engenharia de Biossistemas (LEB/ESALQ), em especial a Davilmar, pelo suporte constante, dedicação e paciência.

À Universidade de São Paulo e à Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, por tornarem possível esta formação.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da bolsa de estudos, e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), pelo apoio financeiro à pesquisa.

E a todos que, de alguma forma, incentivam e acreditam na ciência como força transformadora do mundo.

EPÍGRAFE

*“Na manipulação de um ovo
um ritual sempre se observa:
há um jeito recolhido e meio
religioso em quem o leva.*

*Se pode pretender que o jeito
de quem qualquer ovo carrega
vem da atenção normal de quem
conduz uma coisa repleta.”*

João Cabral de Melo Neto

SUMÁRIO

RESUMO	8
ABSTRACT	9
INTRODUÇÃO	11
O OVO FÉRTIL COMO UMA CAIXA PRETA E O IMPACTO DO AMBIENTE NA EMBRIOGÊNESE DOS FRANGOS: UMA ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA.....	15
Resumo	15
1. Introdução	15
2. Material e Métodos	17
3. Resultados	18
4. Discussão	28
5. Conclusão	40
Referências.....	40
MULTI-LEVEL SENSOR FOR MONITORING EXTERNAL AND INTERNAL ENVIRONMENT OF EGGS	47
Abstract.....	47
Introduction	47
Material and Methods	49
Results and Discussion.....	54
Technical Implications and Limitations	62
Conclusions	64
References	64
SISTEMA AUTOMÁTICO PARA EXTRAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS MORFOMÉTRICAS DA CASCA DE OVOS DE GALINHA.....	69
Resumo	69
1. Introdução	69
2. Material e Métodos	71
3. Resultados	77
4. Discussão	85
5. Conclusão	87
Referências.....	87
TRANSLUSCÊNCIA DE OVOS: PROPOSTA DE UM SISTEMA AUTOMATIZADO PARA ANÁLISE E CLASSIFICAÇÃO NA AVICULTURA	91

Resumo.....	91
Introdução	91
Material e Métodos.....	93
Resultados e Discussão.....	101
Conclusão	109
Referências	109
INTERAÇÃO ENTRE O AMBIENTE E O EMBRIÃO: PERCEPÇÃO EMBRIONÁRIA DE TEMPERATURA, SOM E LUZ EM OVOS DE FRANGOS DE CORTE	115
Resumo.....	115
1. Introdução	115
2. Material e Métodos.....	117
3. Resultados e Discussão.....	122
4. Conclusão	135
Referências	136
CONSIDERAÇÕES FINAIS	141

RESUMO

Tecnologias integradas para análise dos efeitos ambientais na embriogênese de frangos de corte: abrindo a “caixa preta”

A embriogênese de frangos de corte ocorre em um ambiente artificial de incubação que influencia diretamente o desempenho produtivo, a qualidade dos pintos de um dia e o seu bem-estar animal. Este trabalho teve como objetivo desenvolver e validar um conjunto de ferramentas metodológicas e tecnológicas voltadas à investigação e ao controle dos estímulos ambientais – térmicos, luminosos e sonoros – que afetam os ovos férteis durante a incubação. A tese foi dividida em cinco capítulos interdependentes. O primeiro capítulo apresentou uma análise bibliométrica com base em 735 publicações da base Scopus (1953–2024), identificando tendências, lacunas e o domínio do tema temperatura sobre os demais estímulos. O segundo capítulo descreveu o desenvolvimento e a validação de um sensor multinível, capaz de monitorar em tempo real as variáveis internas e externas ao ovo, como temperatura, umidade, luminosidade e nível de pressão sonora. No terceiro capítulo, foi proposto um sistema automatizado de visão computacional para extração das características morfométricas da casca, como comprimento, largura, porosidade e trincas, com alta acurácia. O quarto capítulo propôs um sistema automatizado para quantificação da translucidez da casca e sua aplicação na classificação de ovos por meio de algoritmos de aprendizado de máquina, propondo um método quantitativo como potencial substituto do método qualitativo atualmente utilizado. No quinto capítulo, foi investigada a percepção sensorial embrionária em diferentes idades de matrizes e sob variados estímulos ambientais, evidenciando a influência da estrutura física do ovo e da idade da matriz na modulação dos estímulos recebidos. Como um todo, este trabalho propõe um pacote de soluções que integra sensores, visão computacional, modelagem preditiva e experimentação direta, contribuindo com o avanço da zootecnia de precisão e aproximando os conhecimentos da ciência às demandas da indústria avícola moderna.

Palavras-chave: Incubação artificial, Estímulos ambientais, Visão computacional, Zootecnia de precisão

ABSTRACT

Integrated technologies for analyzing environmental effects on broiler chicken embryogenesis: opening the “black box”

Broiler chicken embryogenesis occurs in an artificial incubation environment that directly influences productive performance, day-old chick quality, and animal welfare. This study aimed to develop and validate a set of technological and methodological tools focused on investigating and controlling environmental stimuli—thermal, light, and sound—that affect fertile eggs during incubation. The thesis is organized into five interdependent chapters. The first chapter presents a bibliometric analysis based on 735 publications from the Scopus database (1953–2024), identifying trends, research gaps, and the dominance of temperature-related studies over other stimuli. The second chapter describes the development and validation of a multilevel sensor capable of real-time monitoring of both internal and external variables of the egg, such as temperature, humidity, light intensity, and sound pressure level. In the third chapter, an automated computer vision system was proposed for extracting key eggshell morphometric features—length, width, porosity, and cracks—with high accuracy. The fourth chapter introduces an automated system for quantifying eggshell translucency and applying it to egg classification using machine learning algorithms, proposing a quantitative method as a potential replacement for the currently used qualitative approach. The fifth chapter investigates embryonic sensory perception across different breeder hen ages and under varying environmental stimuli, highlighting the influence of eggshell structure and maternal age on the modulation of external stimuli. Overall, this work presents a package of solutions that integrates sensors, computer vision, predictive modeling, and direct experimentation, contributing to the advancement of precision livestock farming and bridging scientific knowledge with the practical demands of the modern poultry industry.

Keywords: Artificial incubation, Environmental stimuli, Computer vision, Precision livestock farming

INTRODUÇÃO

A avicultura de corte configura-se como uma das cadeias mais avançadas do setor agroindustrial brasileiro, destacando-se por sua expressiva capacidade de geração de empregos, investimentos em inovação tecnológica e contribuição significativa para a economia nacional. Quando comparada a outras atividades do agronegócio, apresenta vantagens competitivas notáveis, como o curto ciclo produtivo e a oferta de uma proteína animal acessível à população. Nesse contexto, o Brasil ocupa uma posição de liderança, figurando entre os principais produtores e exportadores mundiais de carne de frango.

Entre as diversas etapas que compõem essa cadeia produtiva, a incubação comercial assume um papel estratégico, sendo responsável pela produção de bilhões de pintos anualmente, os quais abastecem nosso mercado interno. No entanto, apesar de sua importância, a taxa de perdas durante esse processo ainda é considerável. De acordo com manuais técnicos da indústria avícola, aproximadamente 15% dos ovos incubados não eclodem, muitas vezes em razão de falhas no controle ambiental ou de características inadequadas dos ovos. Ademais, mesmo quando o nascimento ocorre, condições subótimas de incubação podem comprometer o desempenho zootécnico das aves ao longo de toda a cadeia produtiva.

Frente a esse cenário, duas tendências emergem com destaque na literatura científica e nas práticas industriais. A primeira refere-se à ampliação da compreensão sobre a embriogênese avícola, reconhecendo que o monitoramento tradicional das condições da ambiência de incubação como temperatura, umidade e gases, embora essencial, não é suficiente. Evidências recentes indicam que os embriões também respondem a estímulos luminosos e sonoros, os quais permanecem pouco explorados em contextos comerciais. A segunda tendência diz respeito à incorporação de tecnologias emergentes — como internet das coisas, inteligência artificial, visão computacional e robótica — que têm potencial para transformar as estratégias de monitoramento e tomada de decisão nos incubatórios, promovendo assim a redução de perdas e maior qualidade final do produto avícola.

A aplicação dessas tecnologias possibilita uma abordagem mais precisa e sensível às reais condições no interior dos ovos, permitindo o reconhecimento de sua variabilidade individual. Cada ovo apresenta características geométricas e estruturais específicas, que influenciam diretamente a forma como os estímulos

térmicos, acústicos e luminosos são transmitidos ao embrião. Assim, ao integrar dados sobre o microambiente interno, as propriedades físicas da casca e a percepção embrionária, torna-se viável o desenvolvimento de modelos de gestão da incubação mais robustos, personalizados e eficazes.

Dessa forma, esta tese parte da hipótese de que: (a) a consideração das percepções térmicas, sonoras e luminosas pelos embriões; (b) o monitoramento multissensorial em tempo real do ambiente interno dos ovos; e (c) a análise automatizada das propriedades físicas da casca — como geometria, porosidade e translucência — podem fornecer informações valiosas para a otimização do processo de incubação e consequentemente reduzindo as perdas nessa fase.

Para investigar essa hipótese, o trabalho foi estruturado em cinco capítulos, apresentados sob a forma de artigos científicos: O **Capítulo 1** refere-se a uma revisão bibliométrica sobre os efeitos de estímulos térmicos, acústicos e luminosos no desenvolvimento embrionário de frangos de corte. O objetivo foi mapear tendências, lacunas e oportunidades de pesquisa, além de introduzir o conceito do ovo como uma “caixa preta” que demanda abordagens interdisciplinares para sua compreensão.

O **Capítulo 2**, por sua vez, descreve o desenvolvimento, calibração e validação de um sistema multissensorial voltado ao monitoramento do microambiente interno dos ovos férteis, com mínima interferência física e comunicação de dados em tempo real.

Já o **Capítulo 3** trata da construção de um sistema de visão computacional para a caracterização automatizada das propriedades da casca do ovo, com foco na geometria, porosidade e detecção de fissuras, atributos de interesse tanto para incubatórios quanto para a indústria de ovos comerciais.

O **Capítulo 4** apresenta a proposta de um sistema automatizado para mensuração da translucência da casca, combinando técnicas de processamento de imagens e algoritmos de aprendizado de máquina, com o intuito de explorar esse parâmetro como um possível indicador da qualidade estrutural da casca.

Por fim, o **Capítulo 5** aprofunda a análise da percepção embrionária frente aos estímulos ambientais externos, examinando as alterações no ambiente interno dos ovos e o papel da casca como barreira seletiva térmica, acústica e óptica.

Assim, esta tese propõe uma abordagem multidimensional para a incubação de ovos férteis, integrando conhecimentos das áreas de biologia, engenharia e

ciência de dados. O objetivo central é propor contribuições para o aprimoramento da eficiência, precisão e sensibilidade dos sistemas de produção avícola, a partir de uma compreensão mais aprofundada da interação entre os embriões e seu microambiente durante a incubação artificial.

O OVO FÉRTIL COMO UMA CAIXA PRETA E O IMPACTO DO AMBIENTE NA EMBRIOGÊNESE DOS FRANGOS: UMA ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA

Sérgio Luís de Castro Júnior ^{1*}, Iran José Oliveira da Silva ¹

¹ Environment Livestock Research Group (NUPEA), Department of Biosystems Engineering, "Luiz de Queiroz" College of Agriculture, University of São Paulo, Piracicaba, São Paulo, Brazil

* Corresponding author: sergio.castro@usp.br

RESUMO: A embriogênese dos frangos de corte, uma fase crucial que representa aproximadamente um terço de seu ciclo de vida, é profundamente influenciada pelo ambiente de incubação artificial. Este estudo realizou uma revisão bibliométrica abrangente para investigar o impacto dos estímulos térmicos, luminosos e sonoros no desenvolvimento embrionário, analisando 735 publicações de 1953 a 2024 na base de dados Scopus. Os resultados mostram que os estímulos térmicos dominam a literatura, com maior número de estudos, maior taxa de crescimento anual e impacto acadêmico, enquanto os estímulos luminosos e sonoros, embora promissores, ainda são subexplorados. Os estímulos luminosos apresentam avanços recentes na pesquisa sobre ritmos circadianos e fotorreceptores, enquanto os estímulos sonoros destacam potenciais benefícios no desenvolvimento auditivo e na cognição das aves. A análise bibliométrica também identificou a predominância de estudos oriundos de países com forte atuação na avicultura comercial, como Estados Unidos, Brasil e China. Observou-se também que a metáfora do ovo fértil como uma "caixa preta" reflete a dificuldade de acessar diretamente os processos internos durante o desenvolvimento embrionário, onde os impactos do ambiente de incubação são avaliados por variáveis mensuráveis apenas ao final da embriogênese. Apesar das limitações metodológicas existentes, o estudo destaca o papel de tecnologias emergentes, como sensores miniaturizados, modelagem computacional e técnicas de monitoramento não invasivas, como ferramentas essenciais para superar esses desafios. Conclui-se que, para otimizar a eficiência produtiva, a qualidade dos pintos e o bem-estar animal, é fundamental integrar abordagens multidisciplinares que combinem avanços tecnológicos com a exploração detalhada dos estímulos ambientais.

Palavras-chave: desenvolvimento embrionário, incubação artificial, estímulos ambientais, zootecnia de precisão, avicultura

1. Introdução

A embriogênese representa aproximadamente um terço do ciclo de vida total dos frangos de corte, tornando o processo de incubação — que dura cerca de 21 dias — um dos fatores para o sucesso da avicultura moderna (Mesquita et al., 2021; Kettrukat et al., 2023). Sendo uma etapa “pré-porteira”, a incubação artificial possibilita a produção em larga escala de pintos de maneira padronizada e controlada, assegurando a eficiência e o ritmo produtivo do setor avícola. Nesse contexto, os incubatórios desempenham um papel fundamental ao fornecer pintos de um dia viáveis, atendendo a padrões rigorosos de qualidade e produtividade (Tainika et al., 2022; Mesquita et al., 2021).

O principal objetivo da incubação artificial é manipular ovos férteis em condições ideais para o desenvolvimento embrionário, criando um ambiente que suporte o crescimento adequado dos embriões. A história da incubação artificial remonta a mais de 3.000 anos, sendo mencionada em culturas antigas que utilizavam calor gerado por fermentação para promover o desenvolvimento embrionário das aves em instalações fechadas (Decuypere et al., 2013; Mohammad et al., 2018). Ao longo dos séculos, avanços tecnológicos e científicos transformaram essas práticas rudimentares. A partir do século XX, a introdução de incubadoras automatizadas revolucionou a produção avícola, permitindo o controle preciso de fatores ambientais, como temperatura, umidade e ventilação, essenciais para maximizar a eclodibilidade e a saúde dos pintos (Boleli et al., 2016; Tona et al., 2022). Essas inovações não apenas melhoraram a eficiência da incubação, mas também impulsionaram estudos sobre a embriologia aviária, promovendo um melhor entendimento dos processos biológicos envolvidos da embriogênese e incentivando melhorias contínuas nas práticas de manejo (Mafruchati et al., 2023.; Cinnamon et al., 2025).

Uma das tendências esperadas para as incubadoras artificiais modernas é que as tecnologias de incubação lancem um novo olhar sobre o ambiente em que os ovos férteis estão expostos, uma vez que, as máquinas de incubação comercial oferecem situações ambientais distintas da incubação natural das aves. Ao longo do tempo, acreditava-se que somente a temperatura do ar, a umidade relativa, a viragem dos ovos e a concentração de gases seriam suficientes para garantir uma incubação de qualidade, sendo incorporadas ferramentas de controle para monitorar tais fatores nas incubadoras artificiais modernas (Boleli et al., 2016; Korsheva et al., 2022).

Entretanto, o ambiente artificial de incubação não reproduz completamente os estímulos encontrados no ambiente natural, o que pode influenciar de forma significativa a eclodibilidade e o desempenho produtivo dos pintos (Archer, 2017; Donofre et al., 2020). Nas últimas décadas, estudos têm destacado que estímulos externos adicionais, como a luz (incluindo tempo de exposição, frequência de onda e intensidade) e o som (nível de pressão sonora e tipo de som), podem exercer impactos relevantes no desenvolvimento embrionário das aves. Apesar de promissores, esses fatores ainda são pouco explorados em sistemas comerciais, representando uma área com grande potencial para melhorias na prática da incubação.

Tais avanços científicos têm mostrado que, apesar de aparentar ser um procedimento simples, o processo fisiológico que envolve a embriogênese dos frangos é bastante complexo. Somado a isso, o resultado de possíveis mudanças durante a incubação é observado somente no final da embriogênese das aves, uma vez que os embriões se desenvolvem em uma estrutura fechada e que não pode ser corrompida: o ovo. Dessa forma, o sucesso da incubação é mensurado não só pelos animais/ovos em si, mas pela

qualidade do ambiente em que estes estão inseridos (Bergoug et al., 2013; Tona et al., 2022).

Assim, a relação entre incubadora e ovo fértil emerge como um campo investigativo de grande potencial, sendo analisada neste artigo sob o conceito de "caixa preta". Essa analogia, amplamente utilizada na engenharia (Wadden, 2022), ilustra a dificuldade de acesso direto às características internas do ovo fértil, permitindo que conclusões sejam inferidas com base apenas nas variáveis de entrada (alterações no ambiente) e nas saídas observáveis (resultados pós-eclosão). A casca do ovo, enquanto barreira protetora, desempenha um papel duplo: ao mesmo tempo em que isola o embrião do ambiente externo, também oculta os complexos processos metabólicos e fisiológicos que ocorrem em seu interior.

Este artigo tem como objetivo investigar, por meio de uma revisão bibliométrica, o impacto de estímulos térmicos, sonoros e luminosos no desenvolvimento embrionário dos frangos de corte. A análise inclui a evolução das publicações científicas sobre o tema, identificando tendências, lacunas e oportunidades de pesquisa. A partir desse material, busca-se consolidar o conceito do ovo como uma "caixa preta" e discutir estratégias para superar os desafios associados à pesquisa e à prática da incubação comercial.

2. Material e Métodos

2.1. Coleta de dados

Para esta pesquisa, foi realizada uma busca abrangente sobre o impacto dos estímulos térmicos, luminosos e sonoros na performance de ovos férteis incubados em ambientes artificiais. A metodologia seguiu os princípios de uma revisão bibliométrica, conforme descrito por Donthu et al. (2021) e Silveira et al. (2024). Optou-se por construir bancos de dados independentes para cada tipo de estímulo (térmico, luminoso e sonoro), permitindo uma análise comparativa entre os conjuntos de dados.

Os dados foram coletados da base Scopus, reconhecida por sua ampla cobertura de publicações acadêmicas de alta qualidade e pela confiabilidade das informações fornecidas (Silva et al., 2022). A formulação da busca seguiu os critérios da ferramenta de Pesquisa Avançada da Scopus, assegurando que os resultados fossem relevantes para os campos de incubação artificial e embriologia aviária.

O estudo foi direcionado exclusivamente para frangos de corte, devido à sua relevância econômica na produção avícola global (Vauterin et al., 2021), excluindo outras espécies avícolas. Os metadados coletados incluíram informações como ano de publicação, título, periódico, autores, afiliações institucionais, palavras-chave, país de origem dos autores, colaborações internacionais, tipo de documento, resumo e número de citações.

Apenas artigos completos publicados em inglês e disponíveis em periódicos foram considerados.

Os dados foram extraídos e armazenados em formato CSV para análises subsequentes, e a coleta foi concluída em janeiro de 2025.

2.2. Processamento dos dados

O processamento e a extração de características dos dados foram realizados em três plataformas principais: a função *Analytics* do Scopus, o programa VOSviewer e a biblioteca *Biblioshiny* do R. Na função *Analytics* do Scopus, foram analisados o número de artigos publicados anualmente e as áreas de concentração dos artigos catalogados.

O VOSviewer, uma ferramenta bibliométrica amplamente reconhecida, expandiu as possibilidades de análise ao permitir a criação de redes de colaboração e associação entre autores, instituições e palavras-chave (Kuzior et al., 2022; Bukar et al., 2023). Neste estudo, utilizou-se a análise de coocorrência de palavras-chave para identificar os principais tópicos relacionados à incubação artificial e aos estímulos ambientais (térmicos, sonoros e luminosos). Os mapas gerados pela ferramenta representaram essas associações por meio de nós (palavras-chave) e arestas (conexões entre os termos), facilitando a compreensão das tendências e relações entre os temas mais discutidos na literatura.

Por sua vez, o pacote *Biblioshiny*, desenvolvido para a linguagem R, oferece uma gama de módulos para importar dados de diferentes fontes e realizar análises bibliométricas diversas (Donthu et al., 2021). Com o uso dessa ferramenta, foi possível realizar uma análise quantitativa geral dos artigos, gerar mapas visuais destacando os países com maior representatividade científica nas áreas de interesse do estudo e avaliar as tendências de pesquisa ao longo do tempo.

3. Resultados

A Tabela 1 apresenta um resumo das métricas de publicação de artigos científicos que relacionam estímulos ambientais ao processo de incubação de frangos de corte, segmentados em três categorias: estímulos térmicos, luminosos e sonoros.

Tabela 1. Resumo geral das métricas de publicação dos artigos que relacionam estímulos ambientais durante o processo de incubação de frangos de corte

	Tipo de Estímulo		
	Térmico	Luminoso	Sonoro
Período de tempo	1953:2024	1969:2024	1967:2024
Fontes	171	83	31
Documentos	495	204	36
Taxa de crescimento anual	4,96%	4,77%	1,95%
Autores	1511	731	111
Coautoria internacional	22,42%	16,18%	16,67%
Coautores por documento	4,77	4,89	3,86
Palavras-chave dos autores	1076	464	120
Referências	16669	5753	1306
Idade média dos documentos	12,3	15,1	16,9
Média de citações por documento	19,8	17,08	12,78

No caso dos estímulos térmicos, observou-se o maior período de análise, compreendendo de 1953 a 2024, com um total de 495 documentos publicados provenientes de 171 fontes distintas. Esses artigos tiveram uma taxa média de crescimento anual de 4,96%, o maior valor entre os três tipos de estímulos. O número de autores que contribuíram para a temática foi de 1.511, com uma média de 4,77 coautores por documento e 22,42% das publicações com coautoria internacional. Além disso, os artigos sobre estímulos térmicos apresentaram 1.076 palavras-chave e 16.669 referências citadas, com uma média de 19,8 citações por documento, indicando uma ampla base de referências e relevância acadêmica.

Para estímulos luminosos, a análise abrangeu o período de 1969 a 2024, com a publicação de 224 documentos distribuídos em 83 fontes. A taxa de crescimento anual foi de 4,77%, similar ao observado para os estímulos térmicos, enquanto o número de autores foi menor, totalizando 731. A média de coautores por documento foi de 4,89, a maior entre os estímulos analisados, mas a proporção de coautoria internacional foi de 16,18%, inferior à observada para os estímulos térmicos.

Por fim, os estímulos sonoros foram abordados em publicações entre 1967 e 2024, contabilizando 36 documentos publicados em 31 fontes diferentes. Essa categoria apresentou a menor taxa de crescimento anual (1,95%) e o menor número de autores (111), com uma média de 3,86 coautores por documento e 16,67% de coautoria internacional.

De maneira geral, observa-se que os estímulos térmicos foram os mais estudados, destacando-se em termos de quantidade de publicações, taxa de crescimento anual e impacto acadêmico, enquanto os estímulos sonoros apresentaram menor relevância nas

métricas analisadas. Esses resultados indicam diferenças na atenção dedicada aos tipos de estímulos ambientais durante o processo de incubação, possivelmente refletindo suas respectivas importâncias práticas e científicas. A Figura 1 apresenta o número de publicações por ano relacionadas aos estímulos ambientais durante a embriogênese de frangos de corte, no período entre 1953 e 2024, onde é observado uma tendência distinta para cada tipo de estímulo ao longo do tempo.

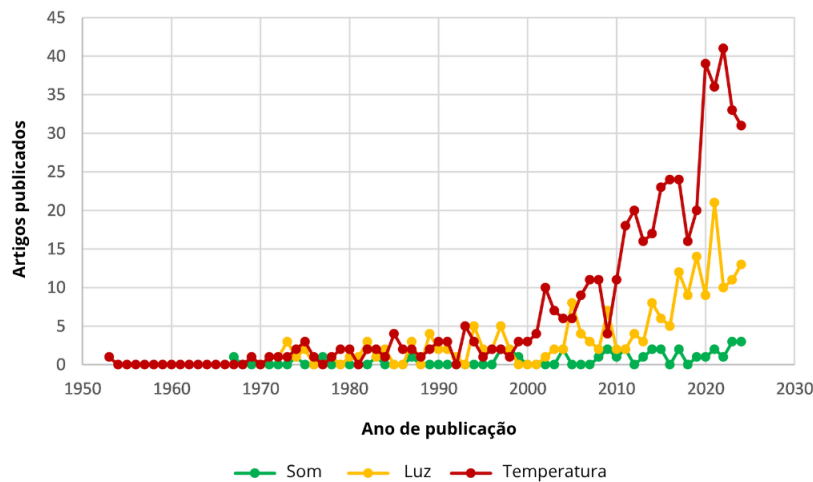


Figura 1. Número de publicações por ano, para os estímulos térmicos, luminosos e sonoros durante a embriogênese dos frangos de corte

Publicações dedicadas a avaliar os estímulos térmicos (linha em vermelho) exibem um aumento expressivo no número de publicações, especialmente a partir dos anos 2000, com um pico acentuado após 2010. Os estímulos luminosos (representados em amarelo) também apresentam um aumento no número de publicações ao longo do tempo, embora de forma mais moderada em comparação com os estímulos térmicos. O crescimento na quantidade de estudos sobre luz parece se intensificar a partir dos anos 2000, indicando uma preocupação com o papel da luminosidade no desenvolvimento embrionário e no desempenho pós-eclosão neste período. Por outro lado, os estímulos sonoros (representados em verde) demonstram um número estável e baixo de publicações ao longo de todo o período analisado, sem grandes flutuações. Esse padrão reforça que os estímulos sonoros têm recebido menos atenção dos pesquisadores em comparação aos estímulos térmicos e luminosos, embora possam desempenhar papéis específicos na embriogênese.

A Figura 2 apresenta a distribuição das áreas de conhecimento dos artigos publicados relacionados aos estímulos térmicos (Fig. 2A), luminosos (Fig. 2B) e sonoros (Fig. 2C) durante a embriogênese de frangos de corte. Em todas as categorias analisadas, destaca-se a predominância da área de Ciências Agrárias, representada como "Agricultural

Sciences", com a maior porcentagem de artigos publicados em todos os estímulos: 51,3% para estímulos térmicos, 53,9% para estímulos luminosos e 42,7% para estímulos sonoros. A área de Medicina Veterinária ocupa a segunda posição em relevância, contribuindo com 24,2%, 15,4% e 14,0% das publicações nos estímulos térmicos, luminosos e sonoros, respectivamente. Outras áreas, como Bioquímica, Neurociência, Engenharia e Ciências Ambientais, apresentam contribuições menores, refletindo uma abordagem mais interdisciplinar, especialmente no caso de estímulos sonoros. Esses resultados evidenciam o protagonismo das áreas agrícolas e veterinárias no estudo dos efeitos ambientais durante a embriogênese dos frangos de corte, indicando que essas disciplinas são fundamentais para o avanço do conhecimento sobre o tema.

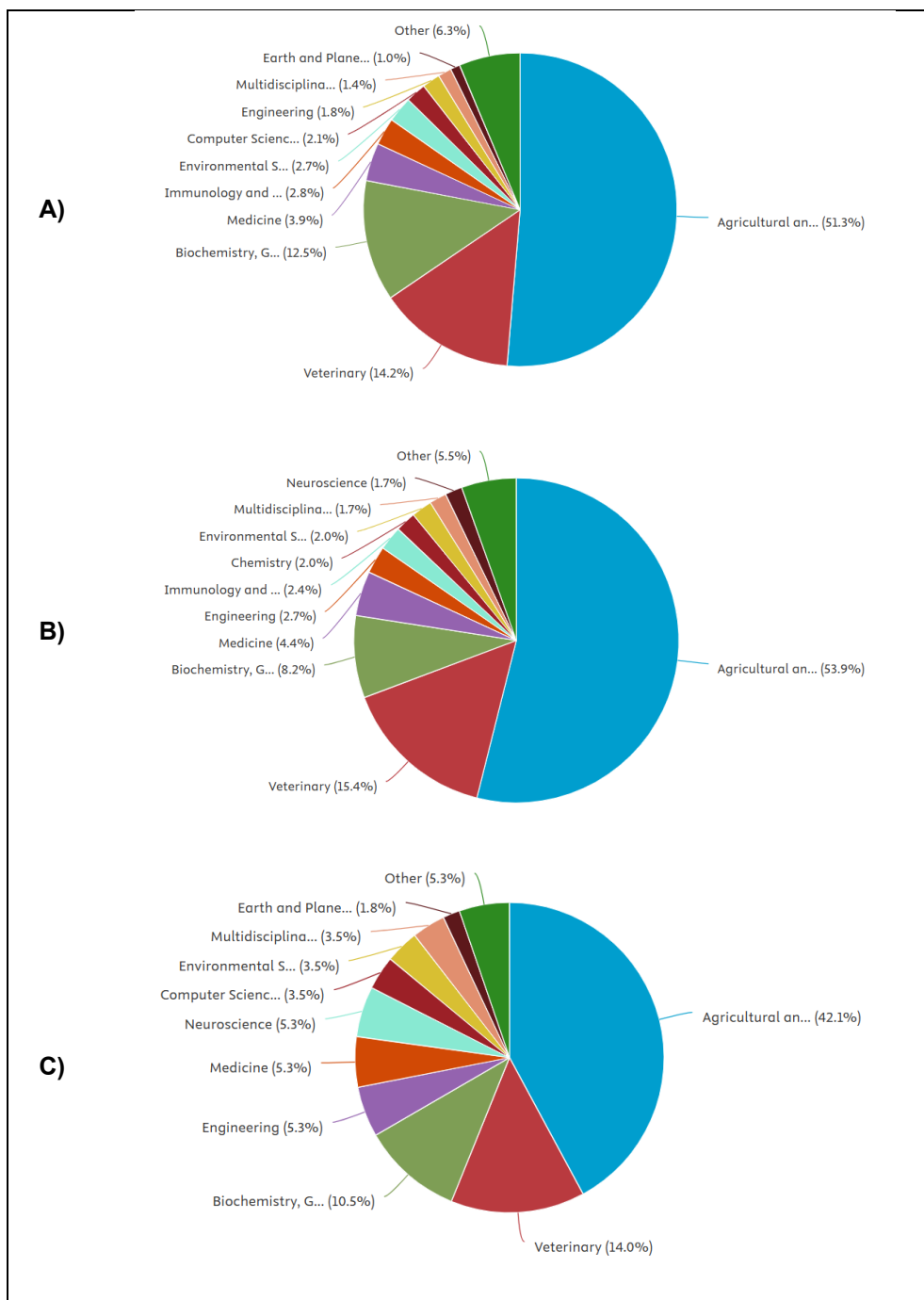


Figura 2. Distribuição das áreas de conhecimento dos artigos publicados referentes aos estímulos térmicos (A), luminosos (B) e sonoros (C) durante a embriogênese dos frangos de corte

Já a Figura 3 apresenta a distribuição geográfica de artigos científicos relacionados a estímulos térmicos (Fig. 3A), luminosos (Fig. 3B) e sonoros (Fig. 3C) durante a embriogênese de frangos de corte. Observa-se que a maior concentração de publicações está localizada em países das Américas do Norte e do Sul, Europa e Ásia. No caso dos estímulos térmicos (A), destacam-se os Estados Unidos, Brasil e alguns países europeus. Para os estímulos luminosos (B), há uma ênfase adicional na China e no Brasil, além de uma presença significativa nos Estados Unidos. Já para os estímulos sonoros (C), o Brasil e

os Estados Unidos são novamente destaques, com uma contribuição adicional em algumas regiões da Europa e Índia. Esses dados evidenciam uma maior produção científica em regiões com forte atuação na avicultura comercial e pesquisa acadêmica, indicando o interesse em explorar esses fatores para otimizar o desenvolvimento embrionário.

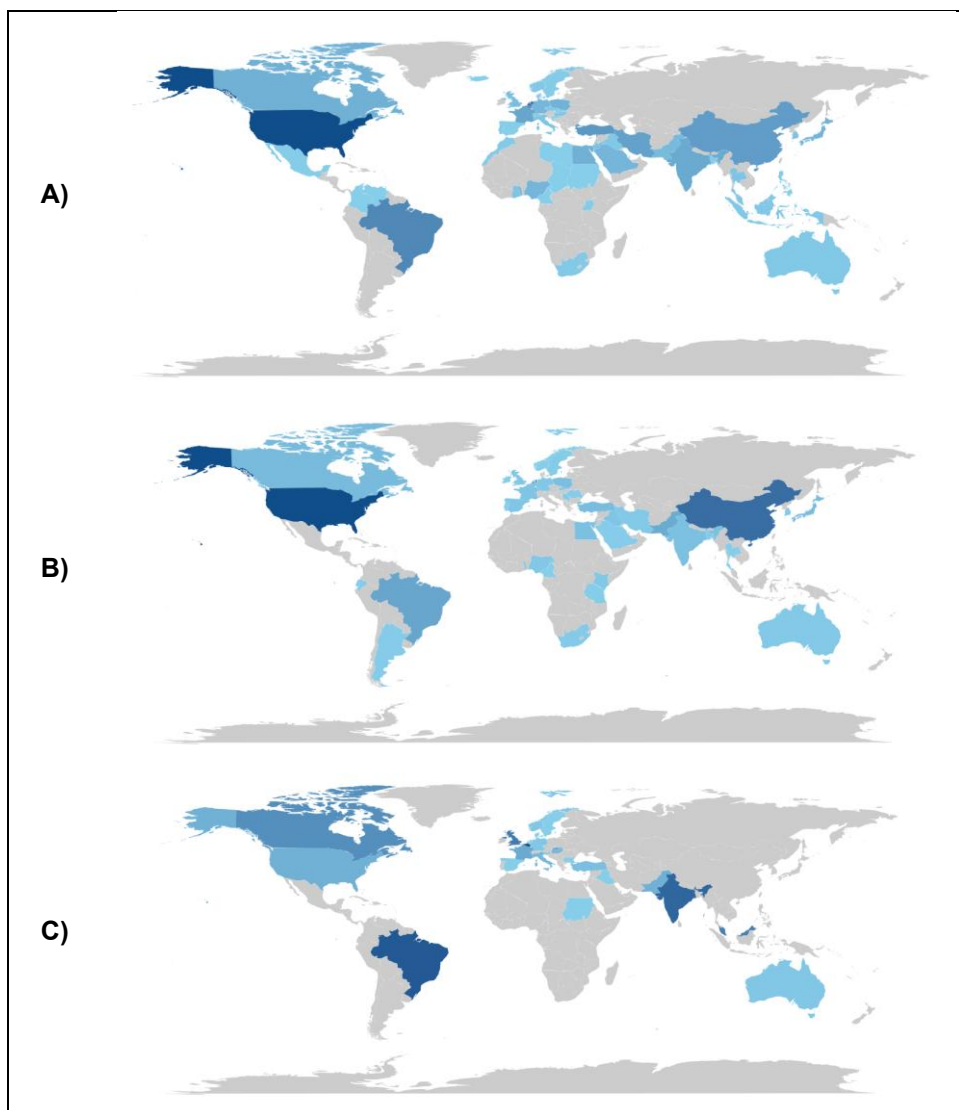


Figura 3. Distribuição regional dos artigos publicados referentes aos estímulos térmicos (A), luminosos (B) e sonoros (C) durante a embriogênese dos frangos de corte

A análise da rede de palavras-chave em publicações relacionadas aos estímulos térmicos na embriogênese de frangos de corte revelou agrupamentos temáticos (Fig. 4A) e a evolução dos tópicos ao longo do tempo (Fig. 4B). Na visualização por clusters, os principais agrupamentos incluíram temas como "fisiologia e metabolismo", "desenvolvimento embrionário" e "incubação e condições ambientais", indicando inter-relações entre palavras-chave como "temperatura", "embrião", "estresse térmico" e "expressão gênica".

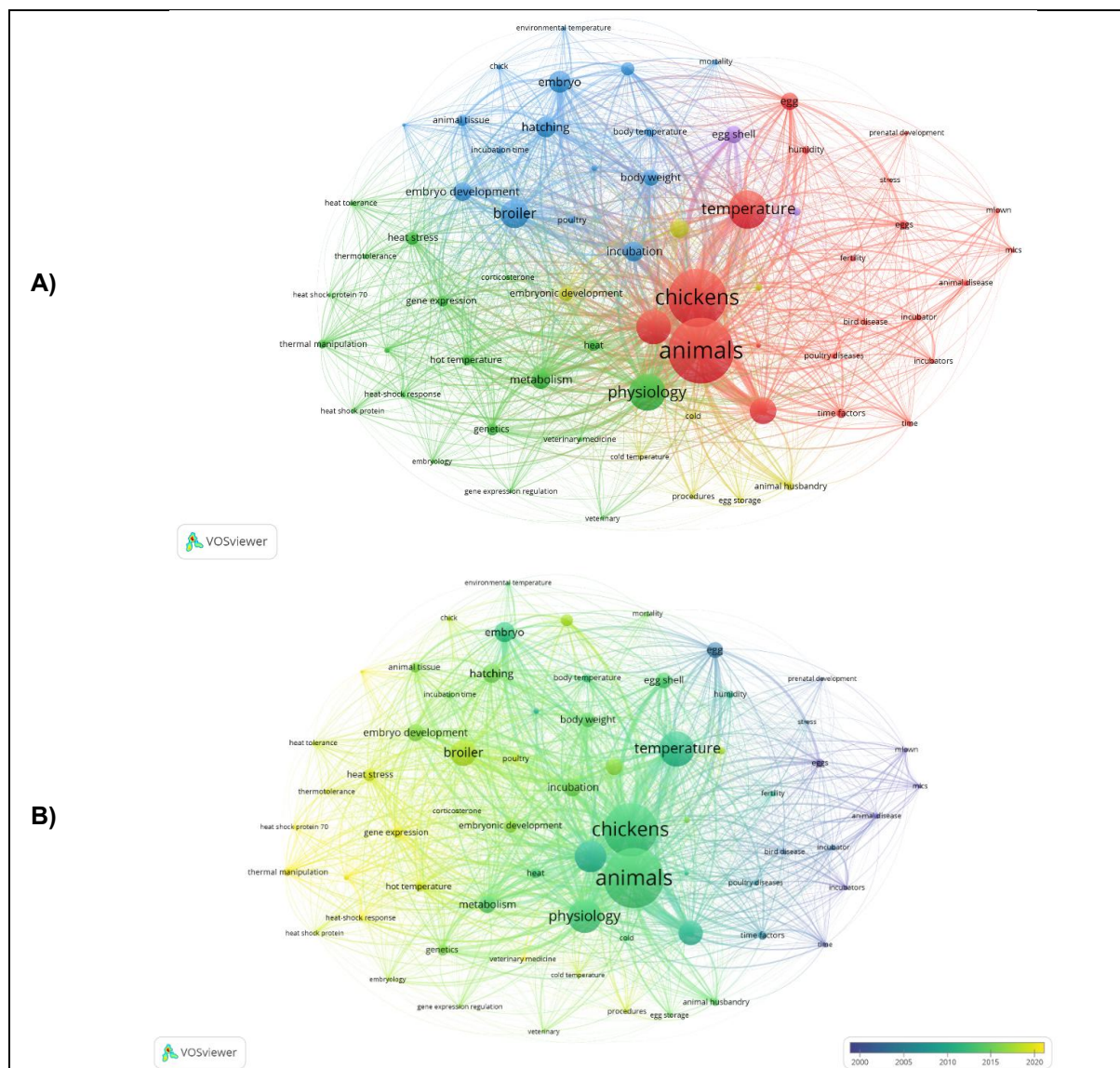


Figura 4. Rede neural de palavras-chave de publicações sobre estímulos térmicos na embriogênese de frangos de corte, por agrupamento de clusters (A) e em função do tempo (B)

Já na análise temporal, os tópicos evoluíram desde questões fundamentais como "embriologia" e "desenvolvimento embrionário" até temas mais recentes, como "manipulação térmica" e "proteínas de choque térmico". Esses dados demonstram a progressão científica e os focos emergentes na pesquisa sobre os impactos de estímulos térmicos na embriogênese das aves.

Por sua vez, a análise da rede de palavras-chave em publicações sobre estímulos luminosos na embriogênese de frangos de corte também revelou importantes agrupamentos temáticos (Fig. 5A) e a evolução das pesquisas ao longo do tempo (Fig. 5B). Na visualização por clusters, destacam-se temas como "fisiologia e desenvolvimento", "incubação e fotoperíodo" e "qualidade dos embriões e eclosão". Palavras-chave como "fotoperiodicidade", "iluminação", "ritmo circadiano" e "melatonina" formaram agrupamentos

significativos, indicando a relevância da luz na regulação fisiológica e no desenvolvimento embrionário. Na análise temporal, observa-se um avanço de tópicos básicos, como "iluminação" e "reprodução", para investigações mais recentes relacionadas a "ritmo circadiano" e "respostas à radiação".

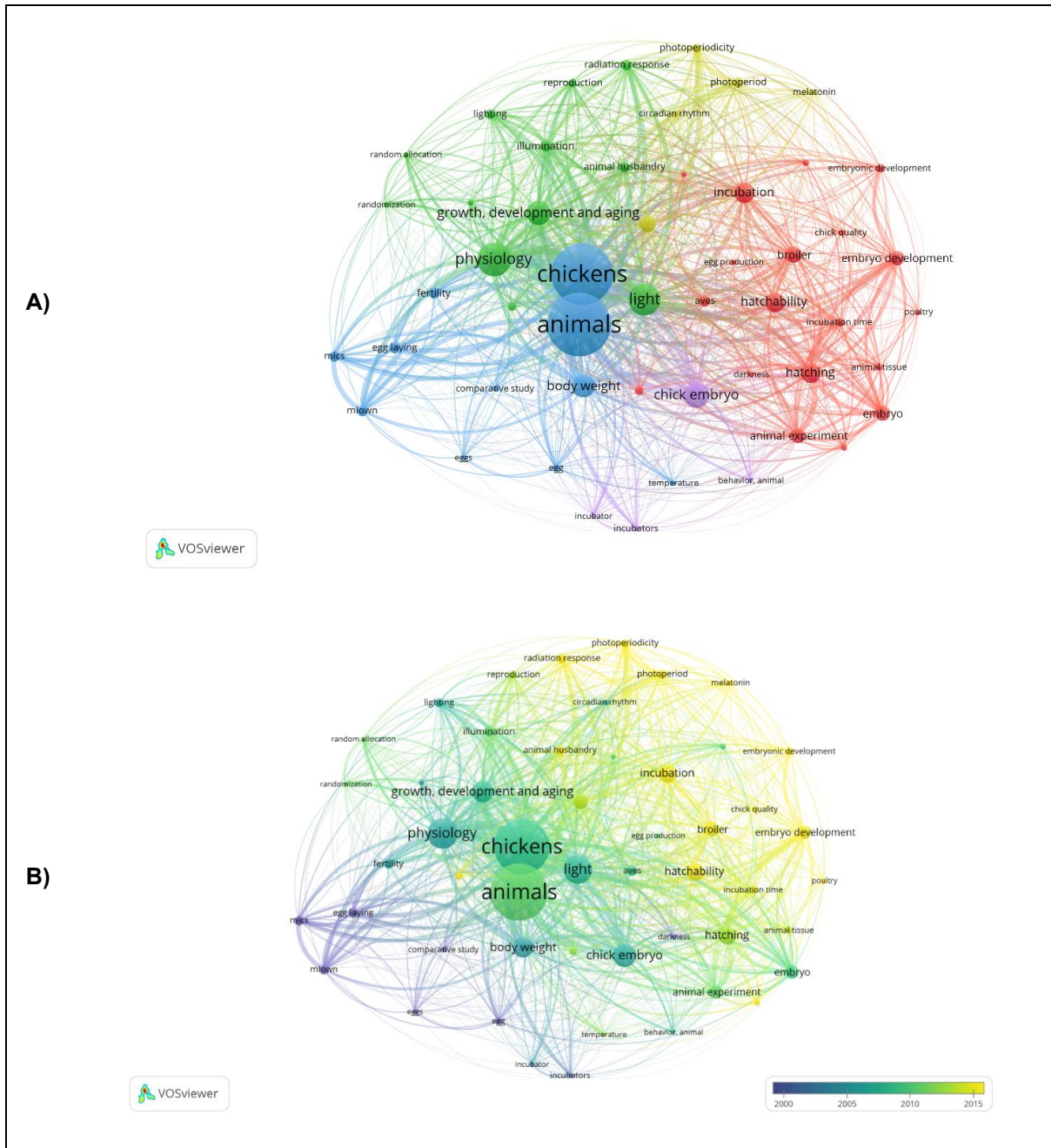


Figura 5. Rede neural de palavras-chave de publicações sobre estímulos luminosos na embriogênese de frangos de corte, por agrupamento de clusters (A) e em função do tempo (B)

Por fim, na análise da rede de palavras-chave sobre estímulos sonoros na embriogênese de frangos de corte, observou-se que na visualização por clusters (Fig. 6A), os principais agrupamentos incluíram "percepção auditiva e vocalização", "fisiologia e

desenvolvimento embrionário" e "eclosão e qualidade do embrião". Palavras-chave como "estímulo auditivo", "vocalização", "plasticidade neuronal" e "corticotesterona" destacaram a influência dos estímulos sonoros no desenvolvimento embrionário, especialmente em aspectos relacionados à audição e aprendizagem. Na análise temporal (Fig. 6B), os primeiros estudos abordaram tópicos como "incubação" e "percepção auditiva", enquanto pesquisas mais recentes exploraram "estímulos sonoros" e "plasticidade neuronal".

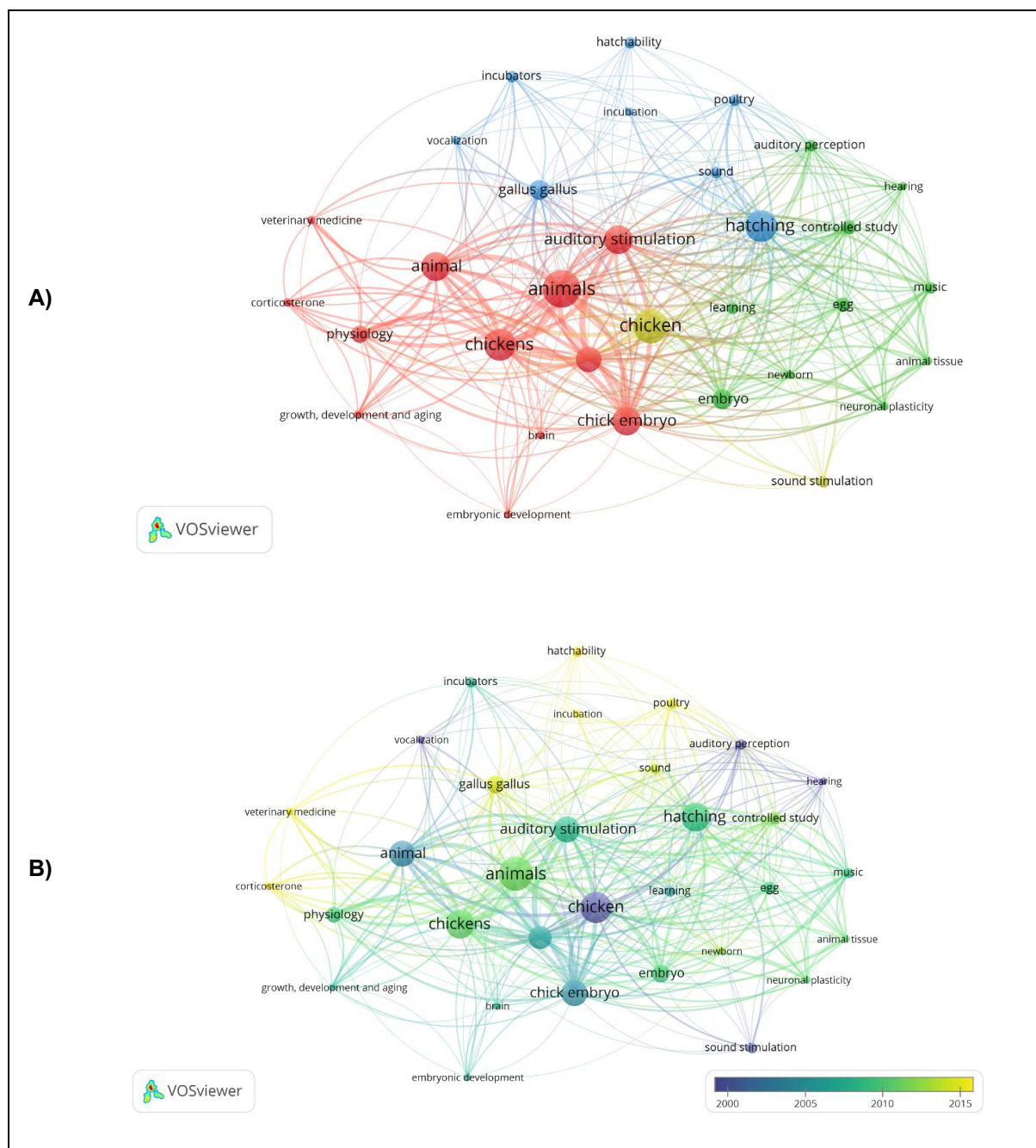


Figura 6. Rede neural de palavras-chave de publicações sobre estímulos sonoros na embriogênese de frangos de corte, por agrupamento de clusters (A) e em função do tempo (B)

Por fim, a figura 7 apresenta uma análise de tendências de palavras-chave relacionadas aos estímulos térmicos, luminosos e sonoros na embriogênese de frangos de corte ao longo do tempo.

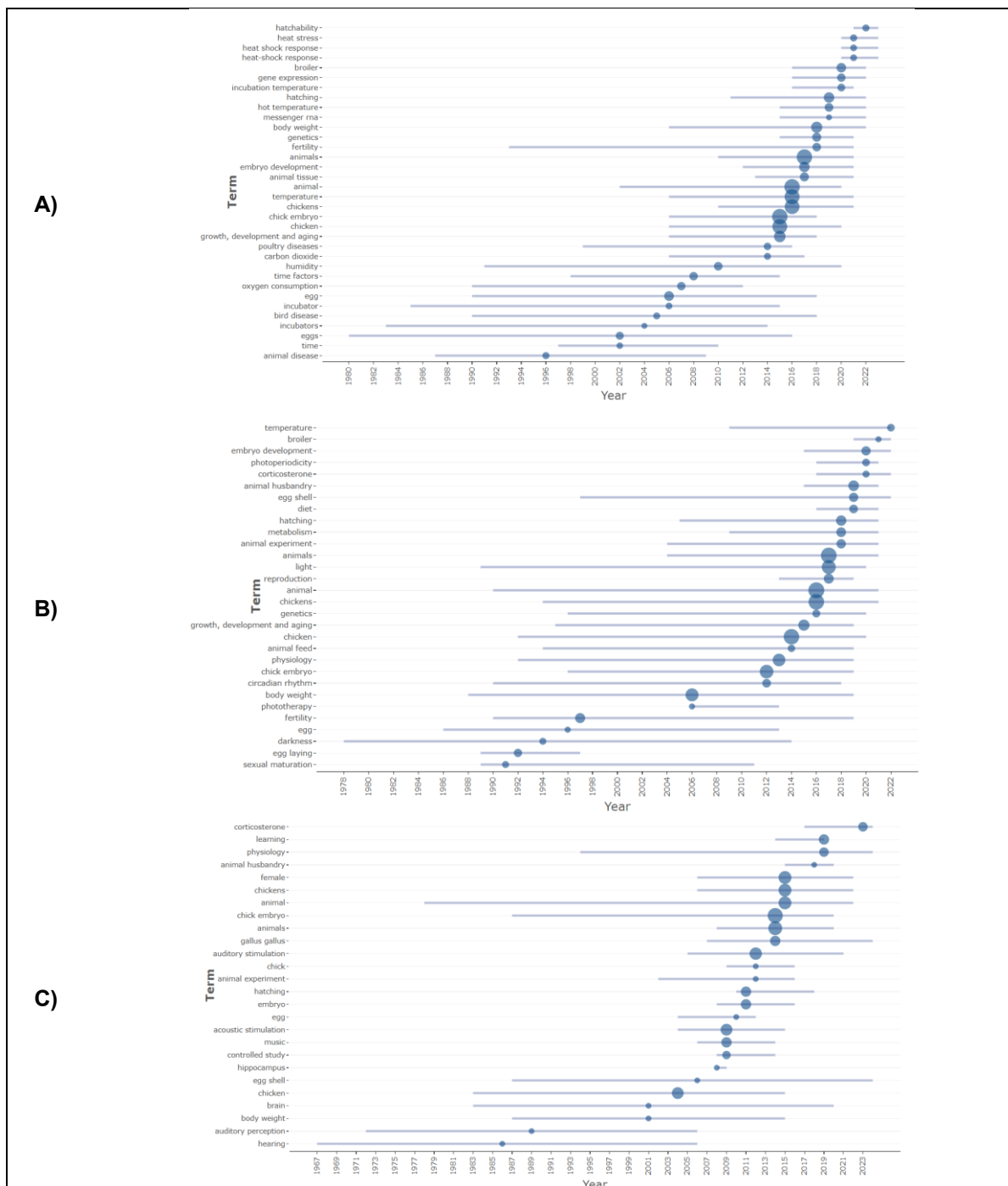


Figura 7. Análise de tendências de palavras-chave sobre os estímulos térmicos (A), luminosos (B) e sonoros (C) na embriogênese dos frangos de corte.

No caso dos estímulos térmicos (Fig. 7A), termos como "heat stress", "incubation temperature" e "broiler" destacam-se nos estudos mais recentes, com

um aumento expressivo de publicações após 2010, focando em tópicos como estresse térmico, expressão gênica e capacidade de eclodibilidade. Em relação aos estímulos luminosos (Fig. 7B), palavras-chave como "photoperiodicity", "light", "circadian rhythm" e "reproduction" indicam o crescente interesse na influência da luz na embriogênese e no desenvolvimento de frangos. Esse campo apresenta um crescimento notável a partir dos anos 2000, com estudos abordando o impacto da luz no metabolismo, ritmos circadianos e na fisiologia das aves. Já os estímulos sonoros (Fig. 7C) mostram uma progressão mais gradual, com termos como "acoustic stimulation", "music" e "auditory perception" ganhando destaque desde os anos 1990. Estudos recentes exploram o efeito de estímulos auditivos, como sons controlados e música, no desenvolvimento embrionário, na percepção auditiva e em estruturas cerebrais, como o hipocampo.

4. Discussão

A discussão sobre o impacto do ambiente na embriogênese dos frangos e a analogia do ovo fértil como uma "caixa preta" nos convida a explorar alguns dos principais fatores ambientais que influenciam diretamente o desenvolvimento embrionário. Por meio de uma análise detalhada, buscamos entender como variáveis ambientais – como temperatura, luz, som e as complexidades das incubadoras comerciais – interagem com o embrião, moldando sua fisiologia e desempenho futuro. Além disso, refletimos sobre a pertinência da metáfora da caixa preta e as possibilidades de desvendar os processos internos do ovo fértil por meio de pesquisas futuras. Esses pontos oferecem uma visão abrangente e integrativa, essencial para avanços tanto na teoria quanto na prática da incubação avícola.

4.1. Como os embriões percebem o seu ambiente?

O embrião de frango de corte se desenvolve em uma estrutura fechada e complexa: o ovo. Essa estrutura, composta de múltiplos elementos, desempenha funções cruciais para a proteção e nutrição do embrião. A casca do ovo, composta principalmente por carbonato de cálcio, serve como uma barreira semipermeável, permitindo a troca de gases entre o ambiente interno e externo (Cheng & Ning, 2023). Logo abaixo da casca, encontra-se a membrana da casca, que protege contra invasões bacterianas e oferece suporte na regulação da umidade (Shi et al., 2021). O albúmen é rico em proteínas e fornece água e nutrientes essenciais para o desenvolvimento do embrião, enquanto a gema, ou vitelo, é a principal fonte de nutrientes, contendo lipídios, proteínas e vitaminas (Biesek, 2023). Outros componentes, como as chalazas, que mantêm a gema centralizada, e a câmara de ar, que

facilita a primeira respiração do pinto, também desempenham papéis essenciais no sucesso do desenvolvimento embrionário (Biesek, 2023).

Embora amplamente estudados por sua influência no metabolismo e na fisiologia dos embriões, os elementos componentes do ovo ainda carecem de investigações enquanto componentes isolantes que afetam a percepção dos estímulos externos do ambiente pelos embriões. Além disso, o desenvolvimento cognitivo das aves durante o período de incubação é um processo complexo e multifacetado, que começa muito antes da eclosão, uma vez que, estudos recentes mostram que os embriões de aves possuem capacidades sensoriais e cognitivas rudimentares que se desenvolvem de forma significativa ao longo da embriogênese (Dixon et al., 2016; Hanafi et al., 2023; Yalçın and Oviedo-Rondón, 2023).

Desde os primeiros dias de desenvolvimento, o embrião de galinha começa a formar o tubo neural, a estrutura primordial que dará origem ao sistema nervoso central, incluindo o cérebro e a medula espinhal. Esse desenvolvimento inicial é crucial, pois estabelece as bases para as futuras capacidades sensoriais e cognitivas (Reijrink et al., 2008). À medida que a organogênese progride, os órgãos sensoriais, como os olhos, ouvidos e receptores táteis, começam a se formar, permitindo que o embrião interaja com seu ambiente de maneira mais sofisticada.

Por volta do 10º dia de incubação, os ouvidos dos embriões estão suficientemente desenvolvidos para detectar e responder a estímulos auditivos (Tong et al., 2013; Rivera et al., 2018). Pesquisas indicam que embriões de galinha conseguem reconhecer e responder a sons específicos, como chamados maternos, ainda dentro do ovo (Rivera et al., 2018; Donofre et al., 2020). Esse aprendizado auditivo pré-natal facilita a formação de vínculos maternos e pode melhorar as respostas comportamentais dos pintos após a eclosão (Edgar et al., 2016). Além disso, a exposição a padrões sonoros complexos pode influenciar o desenvolvimento neurológico, resultando em um maior número de neurônios e em uma melhor capacidade de aprendizado e memória nos pintos (Kesar, 2014).

Já a exposição à luz durante a incubação tem mostrado afetar os ritmos circadianos dos embriões, influenciando seu metabolismo e o desenvolvimento do sistema imunológico. Por volta do 18º dia de incubação, o sistema visual dos embriões de galinha torna-se funcional, permitindo a percepção de estímulos luminosos (Rogers, 1995; Yalçın and Oviedo-Rondón, 2023). Estudos demonstram que o desenvolvimento da retina e dos fotorreceptores no olho embrionário é crucial para essa sensibilidade à luz, com a expressão de proteínas sensíveis à luz, como opsinas, ocorrendo no 14º dia (Bruhn e Cepko, 1996). Além disso, a glândula pineal dos embriões, formada no 3º dia de incubação, contribui para a regulação do ritmo circadiano mediado pela luz, sincronizando funções biológicas rítmicas essenciais para a adaptação pós-eclosão (Hill et al., 2004; Yalçın and Oviedo-Rondón, 2023). Yalçın and Oviedo-Rondón (2023) ainda indicam que as aves possuem sensibilidade

distinta para diferentes cores. A exposição controlada à luz durante a incubação pode, portanto, promover benefícios no desenvolvimento do embrião e no comportamento pós-natal, incluindo a melhoria da resposta adaptativa ao ambiente pós-eclosão (Özkan et al., 2012; Archer, 2017).

Durante a incubação, a temperatura também desempenha um papel crítico no desenvolvimento embrionário e no desempenho pós-eclosão. Nos primeiros 18 dias de incubação, os embriões de galinha são poiquilotérmicos, o que os torna altamente sensíveis a mudanças na temperatura de incubação (Whittow e Tazawa, 1991; Yalçın and Oviedo-Rondón, 2023). Temperaturas dentro da faixa ideal, entre 37,5°C e 37,8°C, otimizam a eclosão e o desenvolvimento embrionário (Decuypere et al., 2001). Variações acima ou abaixo dessa faixa podem prejudicar a absorção de nutrientes da gema e a expressão de genes essenciais, resultando em redução da qualidade dos pintos e desempenho pós-natal (Molenaar et al., 2011). Além disso, manipulações térmicas cíclicas durante períodos críticos da incubação podem promover respostas adaptativas, como maior tolerância ao calor, por meio de mudanças epigenéticas no eixo hipotalâmico-pituitário-tireóideo (HPT) e no eixo hipotalâmico-pituitário-adrenal (HPA), otimizando a capacidade de termorregulação dos frangos (Nichelmann et al., 2001; Yalçın and Oviedo-Rondón, 2023). Essas intervenções destacam o papel fundamental da temperatura na modulação do desenvolvimento embrionário e na adaptação ao ambiente pós-eclosão.

Para aprofundar a compreensão dos fundamentos da cognição das aves durante a incubação, é essencial adotar abordagens multidisciplinares que integrem genética, neurobiologia e tecnologias avançadas de monitoramento. Conforme evidenciado pelos resultados deste estudo (Fig. 2), um percentual das pesquisas relacionadas à percepção ambiental dos embriões concentra-se nas áreas de bioquímica e neurociência. Além disso, as palavras-chave destacadas nos bancos de dados analisados (Fig. 4, 5 e 6) indicam que termos como “neuronal plasticity”, “brain”, “corticosterone”, “gene expression regulation”, “genetics” e “circadian rhythm” têm ganhado relevância como tendências investigativas nos últimos anos.

Na prática, técnicas não invasivas, como ressonância magnética funcional (fMRI) e tomografia por emissão de pósitrons (PET), podem fornecer insights detalhados sobre a atividade cerebral dos embriões sem interromper o processo natural de incubação. Além disso, a implementação de sensores miniaturizados que monitoram continuamente as condições ambientais internas do ovo pode ajudar a correlacionar essas variáveis com o desenvolvimento cognitivo dos embriões (Donofre et al., 2018; Castro Júnior et al., 2024).

Em resumo, o desenvolvimento cognitivo das aves durante a incubação é moldado por uma interação complexa de fatores genéticos, ambientais e sensoriais. Compreender esses processos é vital para otimizar as práticas de incubação e promover o

desenvolvimento saudável dos pintos. Com o avanço da tecnologia, novas ferramentas e abordagens estão proporcionando uma exploração mais detalhada desses mecanismos, abrindo caminho para inovações significativas na ciência avícola e no bem-estar animal.

4.2. A temperatura como fator chave para o sucesso da embriogênese

Entre os fatores ambientais, a temperatura é possivelmente o mais crítico no desenvolvimento embrionário dentro do ovo (Molenaar et al., 2011; Noiva et al., 2014). Isso se deve ao fato de que, além de ser um estímulo que pode gerar estresse, a temperatura desempenha um papel fundamental nas atividades metabólicas e fisiológicas do organismo. Sobre esse assunto, Everaert & Decuypere (2013) ainda destacam que o sistema termorregulatório das aves é um dos primeiros a se desenvolver durante os primeiros dias da embriogênese. A revisão bibliométrica apresentada neste estudo confirma e reforça o destaque dado à temperatura, evidenciando um aumento significativo no volume e na quantidade de publicações científicas sobre o tema ao longo do tempo (Fig. 1).

A faixa de temperatura ideal para a incubação de ovos de galinha é rigidamente controlada, e mesmo pequenas variações podem ter impactos significativos na qualidade e viabilidade dos embriões (Avşar et al., 2022). O superaquecimento das incubadoras comerciais pode aumentar a mortalidade embrionária, causar desenvolvimento anormal e gerar problemas de saúde a longo prazo nos pintos sobreviventes. Por outro lado, temperaturas de incubação mais baixas podem retardar o desenvolvimento, resultando em eclosões atrasadas e pintos enfraquecidos (Suarez et al., 1996; Mafruchati et al., 2023). Portanto, o controle preciso da temperatura de incubação é essencial para garantir o desenvolvimento saudável dos embriões, evidenciando a sensibilidade desses organismos às variações térmicas.

Bergoug et al. (2013) relatam que a zona ótima de temperatura para o desenvolvimento embrionário situa-se entre 37 e 38°C, faixa utilizada como referência nas incubadoras artificiais. Os embriões, no entanto, são mais sensíveis a temperaturas acima da zona ideal do que abaixo dela, e o impacto pode variar de acordo com o tempo de exposição ao estresse térmico. O estresse térmico ocorre porque, ao serem incubados fora da faixa ideal, os embriões precisam gastar recursos fisiológicos para sua sobrevivência, o que reduz seu potencial de desenvolvimento e crescimento (Lourens et al., 2005).

Diversos estudos têm buscado compreender como os estímulos térmicos afetam a embriogênese. Quando expostos a temperaturas fora da faixa ideal, observa-se aumento na taxa de mortalidade embrionária, redução no peso dos pintos ao nascer, maior tempo de incubação e comprometimento do comportamento e da termorregulação pós-eclosão (Ipek et al., 2015). Além disso, frangos adultos que sofreram estresse térmico durante o período embrionário tendem a ser mais fracos, com menor peso corporal, menor tamanho do

coração, além de serem menos alertas e mais suscetíveis a problemas locomotores e sanitários, como a síndrome da ascite (Bergoug et al., 2013; Gladys et al., 2000).

Embora os ovos férteis sejam incubados em temperatura controlada e constante, os embriões podem responder a esses estímulos térmicos de maneira distinta ao longo da embriogênese, uma vez que, eles próprios começam a produzir calor. Segundo Noiva et al. (2014) e Bergoug et al. (2013), a produção de calor metabólico inicia-se no quarto dia de incubação, e a partir do nono dia, a temperatura do embrião é maior do que a temperatura externa devido à alta produção de calor. Essa produção de calor se estabiliza em torno de 80% do período embrionário, mas volta a aumentar no último dia de incubação, entre a bicagem interna da casca e a eclosão.

Diante dessas dinâmicas de troca de calor entre embrião e ambiente externo, conclui-se que o simples monitoramento da temperatura das incubadoras, padrão na maioria dos incubatórios comerciais, pode não ser suficiente. A medição direta da temperatura do embrião, embora possível (Lourens et al., 2005), é um procedimento invasivo e pode interromper o desenvolvimento, prejudicando a eclodibilidade. Nesse sentido, Lourens et al. (2015) sugerem que a temperatura da casca é mais crítica do que a temperatura da incubadora. Embora a temperatura da casca não seja idêntica à temperatura do embrião, ela pode ser usada como um indicador prático da percepção térmica do embrião, desde que não ocorram mudanças bruscas de temperatura. Estudos que avaliam a temperatura da casca geralmente focam em intervalos curtos de incubação, como no início (4 a 7 dias) (Shim e Pesti, 2011), no meio (10 a 18 dias) (Ipek et al., 2015) ou no final do processo (18 a 21 dias) (Willemsen et al., 2010). Mais pesquisas são necessárias para determinar como otimizar o monitoramento térmico ao longo de todo o processo de incubação, garantindo assim melhores resultados para a saúde e viabilidade dos pintos.

Sobre as perspectivas para pesquisas futuras, a análise temporal das publicações (Fig. 7A) revela uma tendência crescente de estudos após 2010, com foco em temas emergentes como "Resposta ao choque térmico (heat-shock response)" e "metabolismo (metabolism)". Esse movimento indica que a pesquisa está se direcionando para abordagens mais específicas e multidimensionais, incluindo o impacto da temperatura sobre processos metabólicos e a expressão gênica. Esses avanços não apenas promovem uma melhor compreensão dos mecanismos biológicos envolvidos, mas também abrem caminho para o desenvolvimento de protocolos mais precisos e personalizados no manejo da incubação.

4.3. Trazendo a luz para o processo de incubação

Historicamente, acreditava-se que controlar fatores como temperatura do ar, umidade relativa, viragem dos ovos e concentração de gases seria suficiente para garantir

uma incubação de alta qualidade. Nesse sentido, ferramentas de monitoramento e controle foram desenvolvidas para gerenciar esses fatores nas incubadoras artificiais modernas (Castro Junior et al., 2024). No entanto, a revisão bibliométrica apresentada neste artigo aponta que outros estímulos, como luz e som, também influenciam o desenvolvimento embrionário das aves, mas ainda são pouco explorados em condições comerciais.

A penetração da luz através da casca do ovo desencadeia uma série de respostas bioquímicas e fisiológicas no embrião em desenvolvimento. Pesquisas demonstram que a exposição à luz afeta os ritmos circadianos dos embriões aviários, influenciando suas taxas metabólicas, padrões de crescimento e o desenvolvimento do sistema imunológico (Abdulateef et al., 2024). Por exemplo, estudos indicam que embriões expostos à luz apresentam maior massa corporal e uma resposta imunológica mais robusta em comparação com aqueles desenvolvidos no escuro. Isso sugere que a luz, mesmo antes da eclosão, prepara o embrião para o ambiente externo, ajustando seu relógio biológico e aprimorando seus mecanismos de sobrevivência (Abdulateef et al., 2024; Li et al., 2021; Archer, 2017).

As aves possuem uma capacidade visual altamente desenvolvida em comparação com outras espécies (Zhang et al., 2016). Além disso, elas podem detectar a luz tanto pela retina quanto pela glândula pineal, que é responsável pela produção de melatonina, influenciando diretamente os sistemas cardíaco, pulmonar, imunológico, entre outros (Cooper et al., 2011). No entanto, comercialmente, as incubadoras artificiais muitas vezes oferecem um ambiente totalmente escuro durante os 21 dias de incubação, diferente do que ocorre na incubação natural dos ovos (Archer, 2017). Em ambientes naturais, o ritmo circadiano dos embriões se estabelece nos últimos dias de incubação, o que pode ser comprometido nas incubadoras artificiais pela ausência de estímulo luminoso (Tong et al., 2018).

Esta revisão bibliométrica sugere que a iluminação artificial pode ter efeitos positivos no desenvolvimento embrionário das aves. Esse processo, conhecido como fotoestimulação, foi identificado como capaz de aumentar o peso dos pintos ao nascimento, reduzir a mortalidade neonatal e estimular o crescimento (Archer & Mench, 2014; El-Sabrouh e Khalil, 2017). Estudos indicam que a fotoestimulação durante a incubação pode impactar positivamente o comportamento social dos pintos, além de reduzir a susceptibilidade ao estresse e ao medo nas primeiras semanas de vida (Archer & Mench, 2014). Ademais, assim como a temperatura, o efeito da luz sobre o desenvolvimento embrionário depende do estágio de desenvolvimento: quanto mais cedo o embrião é exposto à luz, maior a aceleração da taxa de crescimento (Cooper et al., 2011).

Além disso, os embriões respondem a exposição de diferentes intensidades e comprimentos de onda da luz, que podem influenciar a fisiologia e o comportamento dos

pintos após a eclosão (Archer, 2017; Li et al., 2021; Abdulateef et al., 2024). Ao reunir informações de diferentes estudos que investigaram os estímulos luminosos aplicados em incubadoras comerciais, destaca-se a avaliação de diferentes fontes de luz utilizadas, intensidades luminosas e espectros de cores empregados. Esses dados são essenciais para compreender como diferentes parâmetros de iluminação podem influenciar o desenvolvimento embrionário de aves e quais tecnologias têm sido utilizadas para otimizar os resultados produtivos.

Estudos mais antigos, como os de Shafey (2004), Cooper et al. (2011) e Oskan et al. (2012), o emprego de iluminação fluorescente predominava, com intensidades variando entre 200 e 1790 lux e espectros predominantemente brancos. Essa abordagem mais generalista era limitada pela menor flexibilidade na modulação de intensidades e comprimentos de onda específicos. Entretanto, com a popularização da tecnologia LED, os estudos mais recentes começaram a explorar suas vantagens, como a possibilidade de ajustar tanto a intensidade quanto o espectro luminoso para atender a objetivos experimentais específicos. Essa transição para o uso de lâmpadas LED ainda garante que a fonte de luz não seja uma fonte de calor excessivo, evitando que o estímulo térmico interfira nos resultados da iluminação (Zhang et al., 2016).

A análise ao longo do tempo também revela uma ampla variação nas intensidades luminosas utilizadas, que vão desde valores mínimos de 30 lux, como no estudo de Zhang et al. (2016), até níveis significativamente mais altos, como os 1650 lux relatados por Sabuncuoğlu (2018). Essa ampla faixa de intensidades reflete diferentes objetivos experimentais, como simular condições ambientais naturais ou testar os efeitos de estímulos luminosos mais intensos no desenvolvimento embrionário.

Outro aspecto importante é a crescente diversificação dos espectros luminosos analisados nos estudos mais recentes (Abdulateef et al., 2024). Enquanto os estudos mais antigos se concentravam no espectro branco, os mais atuais investigam os efeitos de comprimentos de onda específicos, como o verde (Tong et al., 2018; Wang et al., 2020; Tang et al., 2023), o azul e o vermelho (Abdulateef et al., 2024; Sabuncuoğlu, 2018; Li et al., 2021). Essa diversificação demonstra o interesse científico em explorar como diferentes cores podem influenciar o metabolismo, o comportamento e o desenvolvimento dos embriões, considerando que as aves possuem uma sensibilidade espectral única.

Tal fato revela a complexidade de se avaliar o estímulo luminoso, uma vez que, os estudos que investigaram a percepção dos embriões em resposta à luz utilizaram diferentes protocolos de iluminação, variando em termos de fonte de luz, intensidade, espectro luminoso e duração do estímulo (tanto em horas diárias quanto em número de dias de exposição). Portanto, os pesquisadores ainda não chegaram a um consenso sobre qual

seria o melhor protocolo de luz para uso em condições comerciais, embora a luz verde seja um dos espectros de onda mais indicados (Tainika & Bayraktar, 2022; Tang et al., 2023).

Com base nas tendências reveladas pelas redes de palavras-chave e cronogramas temporais, a pesquisa sobre estímulos luminosos na incubação de ovos avança para uma abordagem mais personalizada e tecnológica (Fig. 7B). Há uma ênfase ainda crescente no uso de comprimentos de onda específicos e tecnologias de iluminação adaptativas para otimizar o desenvolvimento embrionário e o desempenho pós-eclosão. A análise bibliométrica ainda sugere que os próximos estudos irão explorar mais profundamente a interação entre luz e outros fatores ambientais, como a temperatura, além de investigar os impactos a longo prazo no comportamento e na saúde das aves.

4.4. Estímulos sonoros são uma nova fronteira de pesquisa?

As experiências auditivas de um embrião não são completamente abafadas pela casca do ovo. Portanto, ondas sonoras transmitidas através da casca podem impactar significativamente o desenvolvimento embrionário. A exposição pré-natal às vocalizações da galinha mãe, por exemplo, tem sido associada ao desenvolvimento acelerado das capacidades auditivas, sugerindo que o som desempenha um papel crucial na preparação do embrião para a comunicação pós-eclosão (Edgar et al., 2016). Além disso, a exposição a padrões ou frequências sonoras específicas pode influenciar as respostas ao estresse e o comportamento dos pintos, indicando que o ambiente auditivo contribui para o condicionamento neurológico e psicológico do embrião.

A pesquisa sobre a percepção sonora dos embriões de frango tem ganhado um considerável interesse, especialmente com os avanços na área de bioacústica (Donofre et al., 2018). A análise temporal proposta neste artigo mostra que, nos últimos anos, diversos estudos se concentraram em avaliar os efeitos dos estímulos sonoros no desenvolvimento cognitivo e embrionário dos frangos. Foram testados diferentes tipos de sons, como vocalizações da própria espécie (Tong et al., 2015; Donofre et al., 2020), música (Roy et al., 2014) e ruídos constantes (Kesar, 2014; Donofre et al., 2020). De maneira geral, os resultados indicaram que esses estímulos sonoros podem influenciar a cognição, aprendizagem, memória e o número de neurônios das aves após a eclosão. No entanto, os efeitos variam conforme o nível de pressão sonora associado a cada tipo de estímulo.

Por exemplo, Kesar (2014) observou que embriões expostos a estímulos sonoros de 110 dB(A) apresentaram prejuízos no crescimento e no desenvolvimento corporal, classificando esse nível de pressão sonora como um estressor significativo. Por outro lado, Donofre et al. (2020) comparou dois níveis de ruídos (70 e 90 dB(A)), associados com e sem a presença de vocalizações maternas, e concluiu que embriões incubados sob um ruído

constante de 90 dB(A) apresentaram maior taxa de eclodibilidade, menor tempo de incubação e pintos de melhor qualidade.

Embora esses estudos tenham mostrado a influência de diferentes níveis de pressão sonora sobre a embriogênese dos frangos, ainda não há consenso sobre qual seria o estímulo sonoro ideal para uso em incubadoras comerciais. Para avançar nesse campo, é necessário mapear o padrão de pressão sonora em incubatórios, considerando que os níveis de ruído podem variar entre os sistemas (devido ao funcionamento de ventiladores, motores e outros equipamentos mecânicos) e até dentro de um mesmo sistema, uma vez que, o som pode não ser constante ao longo do processo produtivo. Ao monitorar um incubatório comercial, Carvalho (2009) observou níveis de pressão sonora de 99 dB(A) nas salas de incubação, enquanto Donofre (2018) relatou uma média geral de 90 dB(A) em três incubadoras comerciais, com picos de até 100 dB(A).

Ao analisar a questão apresentada no título deste item, a revisão bibliométrica revela um resultado inesperado: os estímulos sonoros não representam uma nova fronteira de pesquisa, já que estudos nessa área remontam ao mesmo período das publicações sobre estímulos luminosos (Fig. 1). No entanto, devido à escassez de estudos existentes e reconhecendo as grandes contribuições científicas até então, a compreensão de como as ondas sonoras são percebidas nos ovos férteis ainda se encontra em estágio inicial. O ponto positivo é que as tendências futuras observadas neste estudo indicam um crescente interesse em compreender como padrões específicos de som podem ser utilizados para melhorar tanto o desenvolvimento embrionário quanto o desempenho pós-eclosão. Conforme evidenciado pelo aumento no número de estudos e pela diversificação dos temas abordados, como neuroplasticidade, percepção auditiva e controle ambiental em incubatórios, a bioacústica promete abrir novas possibilidades para intervenções precisas no manejo dos ovos férteis, acompanhada da evolução dos recursos eletrônicos e computacionais.

4.5. O ovo como uma caixa preta: limitações de pesquisa

Uma "caixa preta" é um conceito originário da engenharia e das ciências da computação, utilizado para descrever um sistema cujos processos internos não são diretamente observáveis ou compreensíveis, mas cujas entradas e saídas podem ser analisadas para inferir seu funcionamento (Wadden, 2022). Aplicando essa analogia ao ovo fértil, esse artigo sugere que podemos considerar o ovo como uma "caixa preta" biológica, baseado nas características dos estudos publicados na área. Nesse contexto, o desenvolvimento embrionário é, de fato, influenciado por diversos estímulos externos, como temperatura, luz e som, mas os mecanismos internos que mediam essas respostas permanecem desconhecidos (Decuypere et al., 2013).

Durante o processo de incubação, é possível que os embriões sejam expostos a um conjunto de condições ambientais cuidadosamente controladas. Na prática, a temperatura ideal é amplamente conhecida e rigidamente monitorada, enquanto os estímulos luminosos e sonoros ainda carecem de protocolos específicos. Entretanto, o objetivo é otimizar a eclodibilidade e a saúde dos pintos, mas a natureza do ovo como uma "caixa preta" impõe limitações significativas. Essa limitação metodológica significa que o impacto desses fatores só pode ser avaliado indiretamente, por meio de resultados observáveis ao final da embriogênese, como a taxa de eclodibilidade e o desempenho dos pintos pós eclosão (Fig. 8).

A Figura 8 ilustra as variáveis de entrada e saída no contexto do desenvolvimento embrionário de aves durante o processo de incubação. Do lado esquerdo, são apresentadas as variáveis de entrada, como estímulos térmicos (temperatura, tempo de exposição em dias e horas), luminosos (intensidade, comprimento de onda e fotoperíodo) e sonoros (tipo de estímulo, nível de pressão sonora e tempo de exposição). Estas variáveis representam os fatores externos que podem influenciar o embrião e que foram considerados nos estudos catalogados nessa revisão bibliométrica. Do lado direito, estão os resultados observáveis que podem ser classificados em curto prazo, como eclodibilidade, janela de nascimento, mortalidade embrionária, peso ao nascer, comportamento e cognição; e em médio prazo, como peso na primeira semana, conversão alimentar, mortalidade e comportamento social (Donofre et al., 2020; Tong et al., 2015; El-Sabrouit & Khalil, 2017). Essa relação destaca a complexidade dos fatores ambientais e como eles impactam o desenvolvimento embrionário, enfatizando a necessidade de ferramentas para compreender a dinâmica interna do ovo.

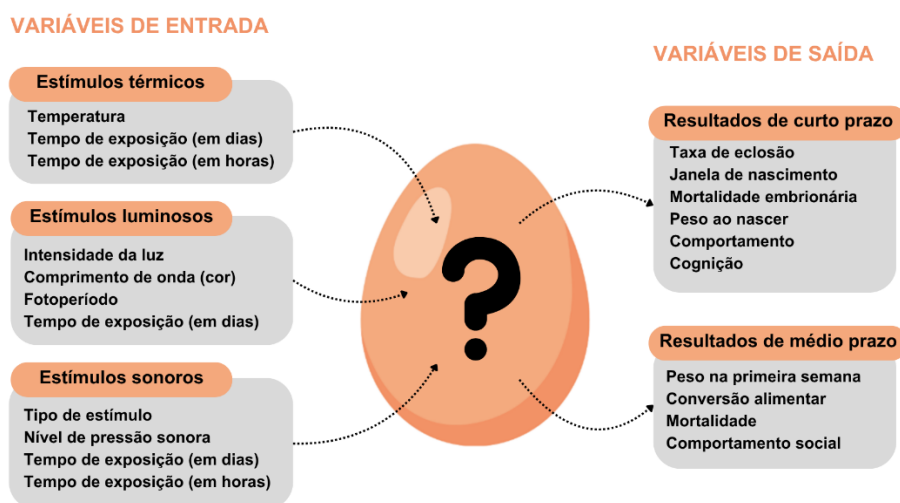


Figura 8. O ovo como um caixa-preta

Atualmente, as metodologias para estudar o desenvolvimento embrionário enfrentam algumas restrições. Como um primeiro gargalo científico que este trabalho apresenta, embora saibamos como os embriões respondem aos diferentes estímulos do ambiente, pouco sabemos sobre a percepção destes indivíduos sobre os fatores ambientais, no interior dos ovos. A literatura pouco explora, assim, o quanto a casca e os anexos embrionários oferecem de isolamento térmico, acústico e luminoso, ao longo do ciclo de desenvolvimento do embrião. Isso se deve ao fato, principalmente, de não haver sensores comercializáveis que mensurem variáveis ambientais em espaços muito pequenos, como o interior de um ovo. Tais lacunas, também apontadas por Donofre et al. (2018) em seu estudo com nível de pressão sonora, revelam a necessidade de incorporar ferramentas da zootecnia de precisão para solucionar tais carências na coleta de dados.

Um segundo gargalo refere-se à escassez de informações sobre como as características das cascas (como sua dimensão, porosidade e espessura) podem influenciar nas propriedades internas dos ovos expostos aos estímulos sonoros e luminosos. Uma das principais razões refere-se a dificuldade de coleta destas características geométricas, que demandam equipamentos específicos, tempo de execução e expertise humana (Okinda et al., 2020). Este estudo sugere que o desenvolvimento de sistemas baseados no processamento digital de imagens e visão computacional podem contribuir para tais limitações.

O terceiro e último gargalo é que, na carência de dados provenientes do ambiente interno do ovo e da dificuldade do registro de dados da casca dos ovos, torna-se difícil elaborar modelagens para compreender os efeitos do ambiente externo na dinâmica interna do ovo. Conhecendo as percepções do embrião quando sujeitos a variações de estímulos externos, somadas às características geométricas do ovo e propriedades físicas da casca, abre-se um grande potencial de exploração de modelos para prever, com ferramentas da inteligência artificial, a taxa de eclodibilidade e a janela de nascimento das aves.

Em conclusão, a analogia do ovo como uma "caixa preta" destaca os desafios e as oportunidades na compreensão do desenvolvimento embrionário aviário. Embora as limitações metodológicas atuais imponham barreiras significativas, os avanços tecnológicos e uma abordagem mais holística aos estímulos ambientais prometem abrir essa caixa preta. Com uma melhor compreensão dos processos internos do ovo, será possível otimizar as condições de incubação, melhorar a saúde e o desempenho dos pintos, e aprofundar nosso conhecimento sobre os princípios fundamentais do desenvolvimento biológico.

4.6. O ovo como uma caixa preta: indicações de pesquisa

Para superar essas limitações e abrir a "caixa preta" do ovo fértil, são necessários avanços em três áreas principais. Primeiro, é essencial um entendimento mais profundo da

cognição das aves e de como os embriões percebem e processam estímulos externos. Pesquisas futuras, suportadas pelas tendências das palavras-chave dos últimos anos, devem focar nos mecanismos sensoriais e cognitivos dos embriões para fornecer insights detalhados sobre suas respostas adaptativas (Turatto et al., 2019). Estudos que utilizem tecnologias de imagem avançadas e sensores bioacústicos podem revelar como os embriões interpretam e respondem a diferentes estímulos, proporcionando uma base para a otimização das condições de incubação.

Segundo, é crucial expandir o repertório de fatores ambientais considerados nos estudos de incubação. Um caminho é expandir as faixas e tipos de estímulos térmicos, sonoros e luminosos, o que consequentemente irá expandir o repertório oferecido pelas aves. Um segundo caminho é adicionar e correlacionar novos estímulos, como a umidade (Molenaar et al., 2010; Branum et al., 2022), a vibração (Torma et al., 2024; Ncho et al., 2025), odor (Ikiz & Kankiliç, 2022) e a exposição química através da casca (Oliveira et al., 2022).

Finalmente, o desenvolvimento de novas tecnologias é fundamental para permitir a coleta contínua de dados ao longo do desenvolvimento embrionário. Tecnologias como sensores miniaturizados, técnicas de imagem não-invasivas, e dispositivos de monitoramento em tempo real são promissoras para fornecer uma visão detalhada dos processos internos do ovo (Castro Junior et al., 2024). Nesse sentido, Donofre et al. (2018) deram um passo importante ao desenvolver e calibrar com sucesso um decibelímetro miniaturizado, capaz de monitorar o nível de pressão sonora no interior dos ovos. Inserindo o sensor na câmara de ar, os autores descobriram que 17,14% do ruído era isolado pela casca quando os ovos foram expostos a 70 dB(A), percentual que caiu para 8,88% quando a exposição aumentou para 90 dB(A). Sensores acoplados à casca do ovo podem monitorar variações de temperatura, umidade e outros parâmetros ambientais sem interromper o desenvolvimento embrionário. Além disso, técnicas avançadas de imagem, como a ressonância magnética e a tomografia computadorizada, podem permitir a visualização do desenvolvimento embrionário em tempo real, oferecendo uma nova dimensão de dados para análise e interpretação. Outra área promissora é a modelagem e simulação computacional. O uso de modelos computacionais para simular o ambiente de incubação e prever os resultados do desenvolvimento embrionário pode ser uma ferramenta poderosa para entender as interações complexas entre diferentes fatores ambientais e o desenvolvimento embrionário.

Além disso, a pesquisa em embriões de aves envolve questões éticas relacionadas ao bem-estar animal. É crucial equilibrar a busca por conhecimento com práticas éticas que minimizem o sofrimento e respeitem as normas de bem-estar animal. Estudos invasivos ou

que resultem em altas taxas de mortalidade embrionária precisam ser cuidadosamente avaliados e justificados.

Em conclusão, abrir a "caixa preta" do ovo fértil dos frangos de corte requer avanços tecnológicos e metodológicos para superar os gargalos existentes. A integração de novas tecnologias, a exploração de fatores ambientais adicionais, e uma abordagem colaborativa e multidisciplinar são essenciais para revelar os processos internos do ovo. Compreender esses processos pode levar a melhorias significativas na eficiência da produção avícola, no bem-estar animal e na nossa compreensão dos princípios fundamentais da biologia do desenvolvimento.

5. Conclusão

Com base na análise bibliométrica apresentada no artigo, conclui-se que o desenvolvimento embrionário dos frangos de corte em ambientes de incubação artificial é influenciado por uma complexa interação de estímulos térmicos, luminosos e sonoros, cujos impactos ainda não são completamente compreendidos. Apesar dos avanços significativos no controle das variáveis ambientais e na aplicação de tecnologias modernas, o ovo fértil permanece como uma "caixa preta," onde os processos internos podem ser inferidos apenas a partir dos resultados externos. Tal fato ocorre, principalmente, pela dificuldade de obter medidas não destrutivas dos ovos férteis durante o seu desenvolvimento embrionário. Para superar os desafios metodológicos e otimizar as condições de incubação, é essencial adotar abordagens multidisciplinares que integrem tecnologias emergentes, como sensores miniaturizados e modelagem computacional, com pesquisas sobre a percepção sensorial dos embriões. Esses esforços prometem não apenas melhorar a eficiência produtiva e o bem-estar animal, mas também contribuir para um entendimento mais profundo dos mecanismos biológicos fundamentais da embriogênese aviária.

Financiamento:

Este trabalho foi financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP – 2022/07442-8) e pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

Referências

- Abdulateef, S., Saed, Z. J., Al-Bayar, M. A., Mustafa, R. D., Mohammed, N. A., Shawkat, S. S., & Mohammed, T. T. (2024). Impact of the Light Colors on Embryonic Development, Hatchability, Chick Quality in Broiler Chicken. *Tikrit Journal for Agricultural Sciences*, 24(3), 37-49.
- Archer, G. S. (2017). Exposing broiler eggs to green, red and white light during incubation. *Animal*, 11(7), 1203-1209.

- Archer, G. S. (2017). Exposing broiler eggs to green, red and white light during incubation. *Animal*, 11(7), 1203-1209.
- Archer, G. S., & Mench, J. A. (2014). Natural incubation patterns and the effects of exposing eggs to light at various times during incubation on post-hatch fear and stress responses in broiler (meat) chickens. *Applied Animal Behaviour Science*, 152, 44-51.
- Avşar, K. O., Uçar, A. H. M. E. T., Özlü, S. E. R. D. A. R., & Elibol, O. K. A. N. (2022). Effect of high eggshell temperature during the early period of incubation on hatchability, hatch time, residual yolk, and first-week broiler performance¹. *Journal of Applied Poultry Research*, 31(1), 100197.
- Bergoug, H., Burel, C., Guinebretiere, M., Tong, Q., Roulston, N., Romanini, C. E. B., ... & Eterradosi, N. (2013). Effect of pre-incubation and incubation conditions on hatchability, hatch time and hatch window, and effect of post-hatch handling on chick quality at placement. *World's Poultry Science Journal*, 69(2), 313-334.
- Biesek, J. (2023). The physicochemical features of eggshell, thick albumen, amniotic fluid, and yolk during chicken embryogenesis. *Poultry Science*, 102(12), 103119.
- Boleli, I. C., Morita, V. S., Matos Jr, J. B., Thimotheo, M., & Almeida, V. R. (2016). Poultry egg incubation: integrating and optimizing production efficiency. *Brazilian Journal of Poultry Science*, 18, 1-16.
- Branum, S., Tazawa, H., & Burggren, W. (2022). Physiological Regulation of Growth, Hematology and Blood Gases in Chicken Embryos in Response to Low and High Incubation Humidity. *Frontiers in Physiology*, 13, 880737.
- Bruhn, S. L., & Cepko, C. L. (1996). Development of the pattern of photoreceptors in the chick retina. *Journal of Neuroscience*, 16(4), 1430-1439.
- Bukar, U. A., Sayeed, M. S., Razak, S. F. A., Yogarayan, S., Amodu, O. A., & Mahmood, R. A. R. (2023). A method for analyzing text using VOSviewer. *MethodsX*, 11, 102339.
- Carvalho, C. D. C. S. (2009). *Avaliação ergonômica em operações do sistema produtivo de carne de frango* (Doctoral dissertation, Universidade Federal de Viçosa).
- Castro Júnior, S. L., da Rocha Balthazar, G., Silveira, R. M. F., & da Silva, I. J. O. (2024). Multilevel sensor for monitoring external and internal environment of eggs. *Poultry Science*, 103(7), 103802.
- Cheng, X., & Ning, Z. (2023). Research progress on bird eggshell quality defects: a review. *Poultry Science*, 102(1), 102283.
- Cinnamon, Y., Slutsky, N., Quint, M., Genin, O., & Sela-Donenfeld, D. (2025). Categorization of early embryonic malformations in broilers by a new classification method combining light microscopy and high-resolution Episcopic Microscopy. *Poultry Science*, 104(1), 104587.
- Cooper, C. B., Voss, M. A., Ardia, D. R., Austin, S. H., & Robinson, W. D. (2011). Light increases the rate of embryonic development: implications for latitudinal trends in incubation period. *Functional Ecology*, 25(4), 769-776.
- Decuypere, E., Banwell, R., Hemeryck, P., & Moro, D. (2013). Desafios do processo de incubação. In M. Macari & E. Gonzales (Eds.), *Manejo da incubação* (2ª ed., pp. 65–94). FACTA.
- Decuypere, E., Tona, K., Bruggeman, V., & Bamelis, F. (2001). The day-old chick: a crucial hinge between breeders and broilers. *World's Poultry Science Journal*, 57(2), 127-138.

- Dixon, L. M., Sparks, N. H. C., & Rutherford, K. M. D. (2016). Early experiences matter: a review of the effects of prenatal environment on offspring characteristics in poultry. *Poultry Science*, 95(3), 489-499.
- Donofre, A. C. (2018). *Estímulos sonoros na incubação artificial de ovos: efeitos na eclosão, desempenho produtivo e comportamento pós-eclosão de pintos de corte* (Doctoral dissertation, Universidade de São Paulo).
- Donofre, A. C., Da Silva, I. J. O., & Ferreira, I. E. P. (2020). Sound exposure and its beneficial effects on embryonic growth and hatching of broiler chicks. *British poultry science*, 61(1), 79-85.
- Donofre, A. C., Da Silva, I. J. O., & Júnior, S. L. D. C. (2018). The sensor to estimate the sound pressure level in eggs. *Computers and Electronics in Agriculture*, 154, 420-425.
- Donthu, N., Kumar, S., Mukherjee, D., Pandey, N., & Lim, W. M. (2021). How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines. *Journal of business research*, 133, 285-296.
- Edgar, J., Held, S., Jones, C., & Troisi, C. (2016). Influences of maternal care on chicken welfare. *Animals*, 6(1), 2.
- El-Sabrou, K., & Khalil, M. H. (2017). Effect of LED lighting on hatchability and chick performance of chicken eggs. *Pakistan Journal of Zoology*, 49(6).
- Everaert, N., & Decuyper, E. (2013). Fisiologia do embrião. *Manejo da Incubação. FACTA*, 31-45.
- Gladys, G. E., Hill, D., Meijerhof, R., Saleh, T. M., & Hulet, R. M. (2000). Effect of embryo temperature and age of breeder flock on broiler post-hatch performance. *Poult. Sci*, 79(Suppl 1), 123.
- Hanafi, S. A., Zulkifli, I., Ramiah, S. K., Chung, E. L. T., Kamil, R., & Awad, E. A. (2023). Prenatal auditory stimulation induces physiological stress responses in developing embryos and newly hatched chicks. *Poultry Science*, 102(2), 102390.
- Hill, W. L., Bassi, K. L., Bonaventura, L., & Sacus, J. E. (2004). Prehatch entrainment of circadian rhythms in the domestic chick using different light regimes. *Developmental Psychobiology: The Journal of the International Society for Developmental Psychobiology*, 45(3), 174-186.
- Huth, J. C., & Archer, G. S. (2015). Effects of LED lighting during incubation on layer and broiler hatchability, chick quality, stress susceptibility and post-hatch growth. *Poultry science*, 94(12), 3052-3058.
- İkiz, S., & Kankılıç, O. (2022). Development of Sensory Organs and its Effects on Growth in Broiler Chicks. *Livestock Studies*, 62(2), 65-73.
- Ipek, A. Y. D. I. N., Sahan, U., & Sozcu, A. R. D. A. (2015). The effects of different eggshell temperatures between embryonic day 10 and 18 on broiler performance and susceptibility to ascites. *Revista Brasileira de Ciência Avícola*, 17(3), 387-394.
- Kesar, A. G. (2014). Effect of prenatal chronic noise exposure on the growth and development of body and brain of chick embryo. *International Journal of Applied and Basic Medical Research*, 4(1), 3-6.
- Kettrukat, T., Grochowska, E., & Therkildsen, M. (2023). The effect of incubation temperature on the development of the locomotory system and welfare in broiler chickens: A review. *Livestock Science*, 105326.

- Korsheva, I. A., & Trotsenko, I. V. (2022). The influence of incubator design features on the incubation result. In IOP Conference Series: Earth and Environmental Science (Vol. 954, No. 1, p. 012039). IOP Publishing.
- Kuzior, A., & Sira, M. (2022). A bibliometric analysis of blockchain technology research using VOSviewer. *Sustainability*, 14(13), 8206.
- Li, X., Rathgeber, B., McLean, N., & MacIsaac, J. (2021). Providing colored photoperiodic light stimulation during incubation: 1. Effects on embryo development and hatching performance in broiler hatching eggs. *Poultry Science*, 100(9), 101336.
- Lourens, A., Van den Brand, H., Meijerhof, R., & Kemp, B. (2005). Effect of eggshell temperature during incubation on embryo development, hatchability, and posthatch development. *Poultry science*, 84(6), 914-920.
- Mafruchati, M., Othman, N. H., & Wardhana, A. K. (2023). Analysis of the impact of heat stress on embryo development of broiler: a literature review. *Pharmacognosy Journal*, 15(5).
- Mesquita, M. A., Araújo, I. C., Café, M. B., Arnhold, E., Mascarenhas, A. G., Carvalho, F. B., ... & Gonzales, E. (2021). Results of hatching and rearing broiler chickens in different incubation systems. *Poultry science*, 100(1), 94-102.
- Mohammad, M., & M Ibrahim, B. (2018). The Effect of Pre-Incubation And Storage Period on Some hatching Traits for Broiler Breeder Eggs. *Al-Qadisiyah Journal For Agriculture Sciences*, 8(2), 92-100.
- Molenaar, R., Hulet, R., Meijerhof, R., Maatjens, C. M., Kemp, B., & Van den Brand, H. (2011). High eggshell temperatures during incubation decrease growth performance and increase the incidence of ascites in broiler chickens. *Poultry Science*, 90(3), 624-632.
- Molenaar, R., Reijrink, I. A. M., Meijerhof, R., & Van den Brand, H. (2010). Meeting embryonic requirements of broilers throughout incubation: a review. *Brazilian Journal of Poultry Science*, 12, 137-148.
- Ncho, C. M., Berdos, J. I., Gupta, V., Rahman, A., Mekonnen, K. T., & Bakhsh, A. (2025). Abiotic stressors in poultry production: A comprehensive review. *Journal of Animal Physiology and Animal Nutrition*, 109(1), 30-50.
- Nichelmann, M., Janke, O., & Tzschentke, B. (2001). Efficiency of thermoregulation in precocial avian species during the prenatal period. *Journal of Thermal Biology*, 26(4-5), 273-280.
- Noiva, R. M., Menezes, A. C., & Peleteiro, M. C. (2014). Influence of temperature and humidity manipulation on chicken embryonic development. *BMC Veterinary Research*, 10, 1-10.
- Okinda, C., Sun, Y., Nyalala, I., Korohou, T., Opiyo, S., Wang, J., & Shen, M. (2020). Egg volume estimation based on image processing and computer vision. *Journal of Food Engineering*, 283, 110041.
- Oliveira, G. D. S., McManus, C., Salgado, C. B., & Dos Santos, V. M. (2022). Effects of sanitizers on microbiological control of hatching eggshells and poultry health during embryogenesis and early stages after hatching in the last decade. *Animals*, 12(20), 2826.

- Özkan, S. E. Z. E. N., Yalçın, S., Babacanoğlu, E., Kozanoğlu, H., Karadaş, F., & Uysal, S. E. Z. E. R. (2012). Photoperiodic lighting (16 hours of light: 8 hours of dark) programs during incubation: 1. Effects on growth and circadian physiological traits of embryos and early stress response of broiler chickens. *Poultry science*, 91(11), 2912-2921.
- Özkan, S. E. Z. E. N., Yalçın, S., Babacanoğlu, E., Kozanoğlu, H., Karadaş, F., & Uysal, S. E. Z. E. R. (2012). Photoperiodic lighting (16 hours of light: 8 hours of dark) programs during incubation: 1. Effects on growth and circadian physiological traits of embryos and early stress response of broiler chickens. *Poultry science*, 91(11), 2912-29.
- Reijrink, I. A. M., Meijerhof, R., Kemp, B., & Van Den Brand, H. (2008). The chicken embryo and its micro environment during egg storage and early incubation. *World's Poultry Science Journal*, 64(4), 581-598.
- Rivera, M., Louder, M. I., Kleindorfer, S., Liu, W. C., & Hauber, M. E. (2018). Avian prenatal auditory stimulation: progress and perspectives. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 72, 1-14.
- Rogers, L. J. (1995). Environmental influences on development of the embryo. The Development of Brain and Behaviour in the Chicken, 41-70.
- Roy, S., Nag, T. C., Upadhyay, A. D., Mathur, R., & Jain, S. (2014). Prenatal music stimulation facilitates the postnatal functional development of the auditory as well as visual system in chicks (*Gallus domesticus*). *Journal of biosciences*, 39, 107-117.
- Sabuncuoğlu, K. M., Korkmaz, F., Gürcan, E. K., Nariç, D., & Şamlı, H. E. (2018). Effects of monochromatic light stimuli during embryogenesis on some performance traits, behavior, and fear responses in Japanese quails. *Poultry Science*, 97(7), 2385-2390.
- Shafey, T. M. (2004). Effect of lighted incubation on embryonic growth and hatchability performance of two strains of layer breeder eggs. *British poultry science*, 45(2), 223-229.
- Shi, Y., Zhou, K., Li, D., Guyonnet, V., Hincke, M. T., & Mine, Y. (2021). Avian eggshell membrane as a novel biomaterial: A review. *Foods*, 10(9), 2178.
- Shim, M. Y., & Pesti, G. M. (2011). Effects of incubation temperature on the bone development of broilers. *Poultry Science*, 90(9), 1867-1877.
- Silva, M. D. S. T., Correia, S. É. N., & de Oliveira, V. M. (2022). Scientific mapping in Scopus with Biblioshiny: A bibliometric analysis of organizational tensions. *Contextus–Revista Contemporânea de Economia e Gestão*, 20, 54-71.
- Suarez, M. E., Wilson, H. R., McPherson, B. N., Mather, F. B., & Wilcox, C. J. (1996). Low temperature effects on embryonic development and hatch time. *Poultry Science*, 75(7), 924-932.
- Tainika, B., & Bayraktar, Ö. H. (2022). Lighted incubation: embryonic development, hatchability and hatching quality of broiler chicks. *World's Poultry Science Journal*, 78(1), 161-178.
- Tang, W. Y., Tong, Q., Li, B. M., Zheng, W. C., Pan, J. M., Wang, X. C., ... & Jin, K. (2023). Effects of different light-emitting diode light on hatch performance, embryo development, eye structure, and plasma melatonin in layer incubation. *Poultry Science*, 102(10), 102977.
- Tona, K., Voemesse, K., N'nanlé, O., Oke, O. E., Kouame, Y. A. E., Bilalissi, A., ... & Oso, O. M. (2022). Chicken incubation conditions: role in embryo development, physiology and adaptation to the post-hatch environment. *Frontiers in Physiology*, 13, 895854.

- Tong, Q., McGonnell, I. M., Demmers, T. G. M., Roulston, N., Bergoug, H., Romanini, C. E., ... & Exadaktylos, V. (2018). Effect of a photoperiodic green light programme during incubation on embryo development and hatch process. *Animal*, 12(4), 765-773.
- Tong, Q., McGonnell, I. M., Romanini, C. E. B., Bergoug, H., Roulston, N., Exadaktylos, V., ... & Demmers, T. (2015). Effect of species-specific sound stimulation on the development and hatching of broiler chicks. *British Poultry Science*, 56(2), 143-148.
- Tong, Q., Romanini, C. E., Exadaktylos, V., Bahr, C., Berckmans, D., Bergoug, H., ... & Demmers, T. (2013). Embryonic development and the physiological factors that coordinate hatching in domestic chickens. *Poultry Science*, 92(3), 620-628.
- Torma, T. Á., & Kovácsné, K. G. (2024). Induced and field mechanical effects on the hatchability of broiler breeder hatching eggs. *European Poultry Science/Archiv für Geflügelkunde*, (397).
- Turatto, M., Dissegna, A., & Chiandetti, C. (2019). Context learning before birth: evidence from the chick embryo. *Biology letters*, 15(7), 20190104.
- Vauterin, A., Steiner, B., Sillman, J., & Kahiluoto, H. (2021). The potential of insect protein to reduce food-based carbon footprints in Europe: The case of broiler meat production. *Journal of Cleaner Production*, 320, 128799.
- Wadden, J. J. (2022). Defining the undefinable: the black box problem in healthcare artificial intelligence. *Journal of Medical Ethics*, 48(10), 764-768.
- Wang, P., Sun, Y., Fan, J., Zong, Y., Li, Y., Shi, L., ... & Chen, J. (2020). Effects of monochromatic green light stimulation during embryogenesis on hatching and posthatch performance of four strains of layer breeder. *Poultry science*, 99(11), 5501-5508.
- Whittow, G. C., & Tazawa, H. (1991). The early development of thermoregulation in birds. *Physiological Zoology*, 64(6), 1371-1390.
- Willemsen, H., Kamers, B., Dahlke, F., Han, H., Song, Z., Pirsaraei, Z. A., ... & Everaert, N. (2010). High-and low-temperature manipulation during late incubation: effects on embryonic development, the hatching process, and metabolism in broilers. *Poultry Science*, 89(12), 2678-2690.
- Yalçın, S., & Oviedo-Rondón, E. O. (2023). Avian incubation conditions: Role in embryo development, physiology and adaptation to the post-hatch environment. *Frontiers in Physiology*, 14, 1130982.
- Zhang, L., Zhu, X. D., Wang, X. F., Li, J. L., Gao, F., & Zhou, G. H. (2016). Green light-emitting diodes light stimuli during incubation enhances posthatch growth without disrupting normal eye development of broiler embryos and hatchlings. *Asian-Australasian journal of animal sciences*, 29(11), 1562.

MULTI-LEVEL SENSOR FOR MONITORING EXTERNAL AND INTERNAL ENVIRONMENT OF EGGS

Sérgio Luís de Castro Júnior ^{1*}, Glauber da Rocha Balthazar ¹, Robson Mateus Freitas Silveira ^{1,2}, Iran José Oliveira da Silva ¹

¹ Environment Livestock Research Group (NUPEA), Department of Biosystems Engineering, "Luiz de Queiroz" College of Agriculture, University of São Paulo, Piracicaba, São Paulo, Brazil

² Department of Animal Science, "Luiz de Queiroz" College of Agriculture, University of São Paulo, Piracicaba, São Paulo, Brazil

* Corresponding author: sergio.castro@usp.br

Article published:

de Castro Júnior, S. L., da Rocha Balthazar, G., Silveira, R. M. F., & da Silva, I. J. O. (2024). Multilevel sensor for monitoring external and internal environment of eggs. *Poultry Science*, 103 (7), 103802. doi: 10.1016/j.psj.2024.103802

ABSTRACT: Although it is well known that incubation environment has a great influence on embryogenesis and post-hatching performance of birds, not much is known about how external thermal, sound and light stimuli are isolated by eggshells and perceived by embryos. In this context, this study aimed to develop, calibrate and evaluate a multilevel sensor for integrated monitoring of the external (incubator) and internal environment of eggs. The variables of interest for the external environment were air temperature and relative humidity. For the internal environment, shell temperature, internal temperature, luminosity and sound pressure level were considered. The sensor was developed with an ATmega328 microcontroller, in open-source prototyping, using electronic components which are compatible with the egg's physical structure. Calibrations were carried out in a controlled environment, comparing the multilevel sensor with commercial equipment, obtaining coefficients of determination of $R^2 > 0.90$ for all variables studied. The multilevel sensor was also validated, simulating a commercial incubation situation and comparing eggs with two shell colors (white and brown) and internal volume (intact and empty). Validation results showed that white-shelled eggs insulate less external light ($P < 0.001$) and full eggs presented higher internal temperatures, greater light and lower sound pressure levels compared to empty eggs ($P < 0.001$). The multilevel sensor developed here is an innovative proposal for monitoring, simultaneously and in real time, different variables of interest in the commercial incubation environment.

Keywords: Environmental stimuli, fertile eggs, monitoring, egg shells, precision livestock farming

Introduction

Embryogenesis comprises one-third of the total life of broiler chickens and is crucial to the success of the poultry industry. This process lasts around 21 days (or 504 hours) and

is influenced by environmental factors which affect embryonic development, incubation duration, hatchability and quality of newborn chicks (Bergoug et al., 2013; Mesquita et al., 2021).

In artificial incubation, environmental factors such as temperature and humidity of the internal environment of the incubators are key for production standardization and control. The temperature of the incubation environment is especially critical, affecting directly the most diverse aspects, ranging from the physical characteristics of the birds (visible) to other important factors such as immune and nutritional status, to the presence of infections or physiological disorders (Molenaar et al., 2011; Wijnen et al., 2020).

The ideal thermal zone for embryonic development is between 37 and 38°C (Bergoug et al., 2013; Wijnen et al., 2020), and variations, especially above this range, can compromise embryonic development and post-hatching chick performance. (Amjadian and Shahir, 2020; Tona et al., 2022). However, breaking a paradigm that only temperature and humidity are sufficient for successful incubation, recent literature has reported that other environmental stimuli can impact bird embryogenesis (Abdulateef et al., 2021; Hanafi et al., 2023).

Studies have shown the influence of light on embryonic development, even though commercial incubators traditionally provide a dark environment (Archer, 2017; Li et al., 2021; Tona et al., 2022). The explanation is that birds have advanced visual capacity and can detect light through the retina and pineal gland (Zhang et al., 2016), indicating the importance of photostimulation from the first days of incubation (El- Sabrout and Khalil, 2017; Wang et al., 2020; Tona et al., 2022).

Sound perception is another field of interest in embryogenesis in birds, supported by recent advances in the field of bioacoustics. The auditory system of birds is one of the first to develop, functioning since the 10th embryonic day (Tong et al., 2013). Considering this, studies have explored how different sounds influence cognition, learning, memory and neuronal development of chicks in the first days after hatching (Kesar, 2014; Donofre et al., 2020; Hanafi et al., 2023).

These stimuli can be natural sounds, the vocalization of the species, music and constant noise, the latter being the case in commercial incubators (Donofre et al., 2020). However, a scientific challenge lies in the lack of sensors to measure environmental variables inside eggs, which is crucial to understand the thermal, acoustic and light insulation provided by the shell and embryonic annexes (Donofre et al., 2018). This is mainly due to the fact that there are no commercially available sensors which measure environmental variables in very small spaces, such as the inside of an egg. This gap reveals the need for precision animal husbandry tools and robotics for more effective data collection.

In this context, electronic prototyping appears as a solution. Open-source sensors offer a low-cost, customizable and multifunctional alternative for measuring environmental properties in different contexts (Niranjan et al., 2021; Islam et al., 2022; Beyhan, 2023). Such devices can overcome the limitations of commercial sensors, especially in specific applications such as egg incubation.

This study aims to develop, calibrate and validate a monitoring system for the egg incubation process, referred to in this work as a multilevel sensor, with an emphasis on embryo perception. The ideal sensor must collect variables from the egg's external and internal microenvironment, have adequate size, being minimally invasive to the physical structure of the egg (shell), and allow data communication in real time.

Material and Methods

Development of a multilevel sensor

To meet the interests of this study, it was necessary to develop a unified monitoring system for the fertile egg incubation process. The term “multilevel” came from the premise that the incubation system has two distinct environments, the first being the environment of the artificial incubation machine, the incubators (external environment - macroclimate), and the second being the environment inside the egg, in direct contact with the embryo (internal environment - microclimate). The variables of interest for the external environment were air temperature (AT, °C) and relative humidity (RH, %). For the internal environment, shell temperature (ST, °C), internal temperature (IT, °C), internal luminosity (L, lux) and internal sound pressure level (SPL, dB) were considered. Figure 1 summarizes the processing diagram adopted for the project to monitor the internal and external environment of eggs.

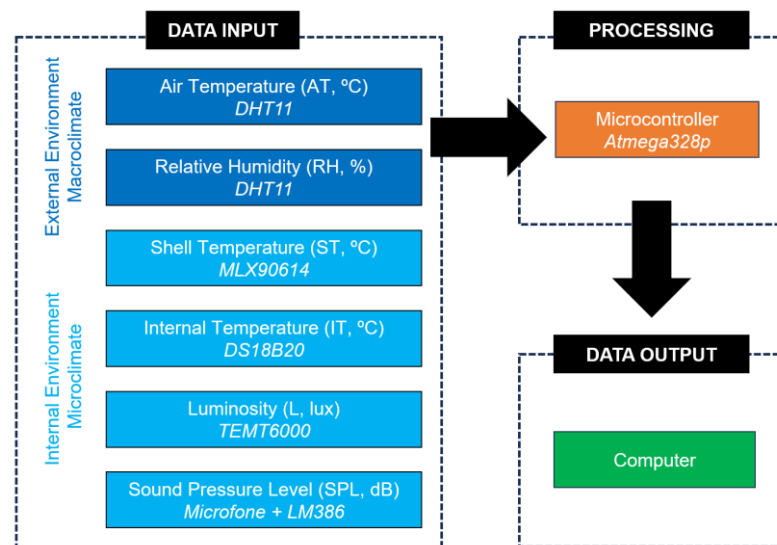


Figure 1. Multilevel sensor processing diagram

Figure 2 presents the sensor assembly scheme, classified in this study as an MVP (Minimum Viable Product) and the device under development, exposing the included sensors. As a prototyping tool, the open-source platform WeMos was tested, used in projects based on the Internet of Things with multiple applications, including for zootechnical purposes (Memon et al., 2019; Wahyuni et al., 2021; Rahmalisa et al., 2021; Niranjana et al., 2021). The device's microcontroller was the ATmega328, with a useful capacity of 14 digital ports and 6 analog ports and a micro-usb connector for power charging and programming.

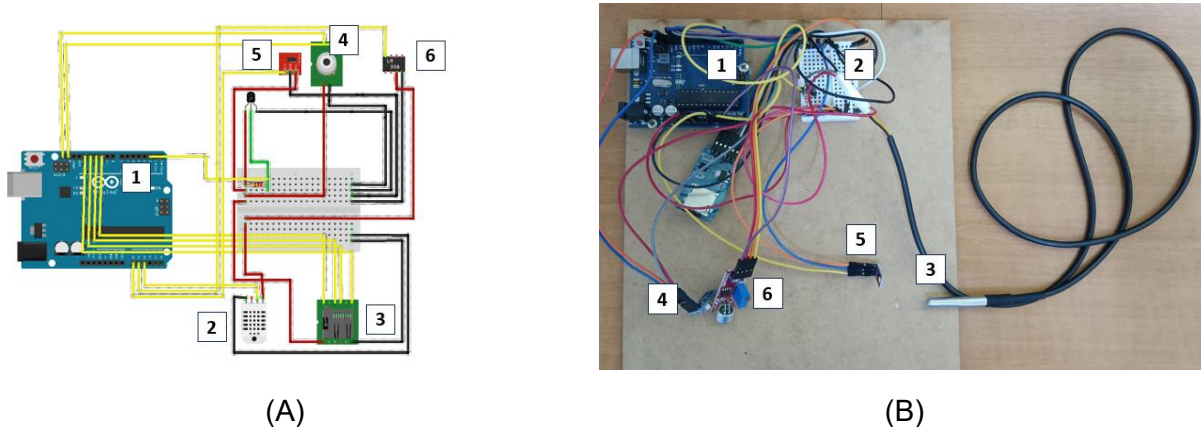


Figure 2. Schematic (A) and physical (B) prototype of the multilevel sensor. In the microcontroller (1), sensors were included to collect the temperature and relative humidity of the environment (2), Internal temperature (3), shell temperature (4), luminosity (5) and sound pressure level (6).

The multilevel sensor included a set of specific sensor modules to collect the environmental variables of interest in this project: air temperature and relative humidity (DHT11), internal egg temperature (DS18B20), shell temperature (MLX90614), internal luminosity of the eggs (TEMT6000) and sound pressure level (Microphone + LM386). Furthermore, for the device to function, auxiliary modules were included, such as: breadboards, as the devices' structural material; memory card module, for data recording; and power modules, for energy supply and storage.

The Arduino IDE software was used to develop the programming logic in C++ language, compatible with the Atmega328p microcontroller used in prototyping. The choice of the C++ language followed the following criteria, as highlighted by Montironi et al. (2017): it is a language supported by the microcontroller, making the project technically viable; It can be implemented with the Arduino IDE and is compatible with libraries which facilitate handling of the hardware used.

Multilevel sensor calibration

After development, the device was calibrated, following the methodology adapted from Koestoer et al. (2019), Cavaliere et al. (2018), Donofre et al., (2018). In this way, the values of air temperature, relative humidity, internal temperature, surface temperature, sound pressure level and luminosity - all collected by the multilevel sensor - were calibrated by comparing them with readings obtained by commercial equipment.

The air temperature, relative humidity and internal temperature values offered by the multilevel sensor were compared with readings taken by a HOBO model U12-012 data logger (Onset®, Piracicaba, Brazil). Eggshell temperature was compared with measurements carried out using an infrared thermometer model KR381 (Akrom®, Piracicaba, Brazil). For the sound pressure level, obtained values were compared with a commercial decibel meter model DEC-490 (Instrutherm®, Piracicaba, Brazil). The luminosity was calibrated using a commercial lux meter model KR832 from the Akrom®, Piracicaba, Brazil, as a reference.

The comparative tests took place in a closed laboratory environment. The temperature and relative humidity tests were conducted in an oven, allowing controlled variation of these variables. In the comparative luminosity test, the lighting levels were obtained in a controlled environment with no access to the influence of external lighting and with the use of dimmable LED lamps. The evaluated sound pressure level values were obtained through the emission of a constant noise (white noise) performed by amplifier boxes. To guarantee acoustic insulation, the tests were conducted inside a Polystyrene (Styrofoam) structure.

As a descriptive method for evaluating the multilevel sensor in relation to reference equipment, regression analysis was used. For ambient temperature, relative humidity, shell temperature, internal temperature and luminosity, the simple linear regression model was applied. For sound pressure level, electrical signals from the multilevel sensor output needed to be converted to dB, after which comparison could be made with the commercial decibel meter. In this case, the analytical procedure followed the protocol carried out by Donofre et al. (2018) and Feitosa et al. (2014), and the descriptive model was adjusted using polynomial equations. From each of the models, the coefficient of determination (R^2) and its characteristic equation were extracted.

Validation and practical application of the sensor

As an application, the multilevel sensor was validated, considering a commercial incubation situation. The insertion of the multilevel sensor in an incubation environment had three objectives. The first of these was to verify whether, in a practical situation, the developed sensor is applicable or not. Starting from the premise that the first objective is satisfied, the second objective was to understand whether or not the color of the eggshell

influences the relationship between the external environment and internal environment, thus comparing brown-shelled and white-shelled eggs. The third objective was to evaluate thermal, acoustic and light insulation that the egg shell offers, thus comparing intact eggs and empty eggs (only the shell).

To simulate a standardized incubation process, eggs were inserted into a commercial incubator under conditions recommended for the species (Bergoug et al., 2013; Donofre et al., 2020): incubator temperature of 37.5 °C, relative humidity of 55% and automatic egg turning. The incubator used was a Chockmaster® (Luna model, Piracicaba, Brazil) with automatic temperature and relative humidity control. Throughout the validation, temperature and humidity measurements in the incubator were collected by the multilevel sensor, in order to determine whether the environmental factors were in accordance with those recorded by the incubator control.

For the application of the sensor to measure environmental factors inside the eggs, two possible situations were considered: (1) empty eggs, only the shell and (2) intact eggs, with intact internal content. In order to empty the eggs, the internal contents (yolk/albumen) were removed through an opening made at the largest pole (air chamber) in the egg (Figure 3A). The procedure for removing the liquid, cleaning and drying the egg is detailed by Jones et al (2010). Two shell colors were also considered in the study, being (1) white-shelled eggs and (2) brown-shelled eggs (Figure 3B). The experimental design was therefore configured in a 2x2 factorial scheme, with 2 factors of internal content of the egg and 2 factors of shell color. Each condition tested used 24 units of eggs, which were considered experimental replicates.

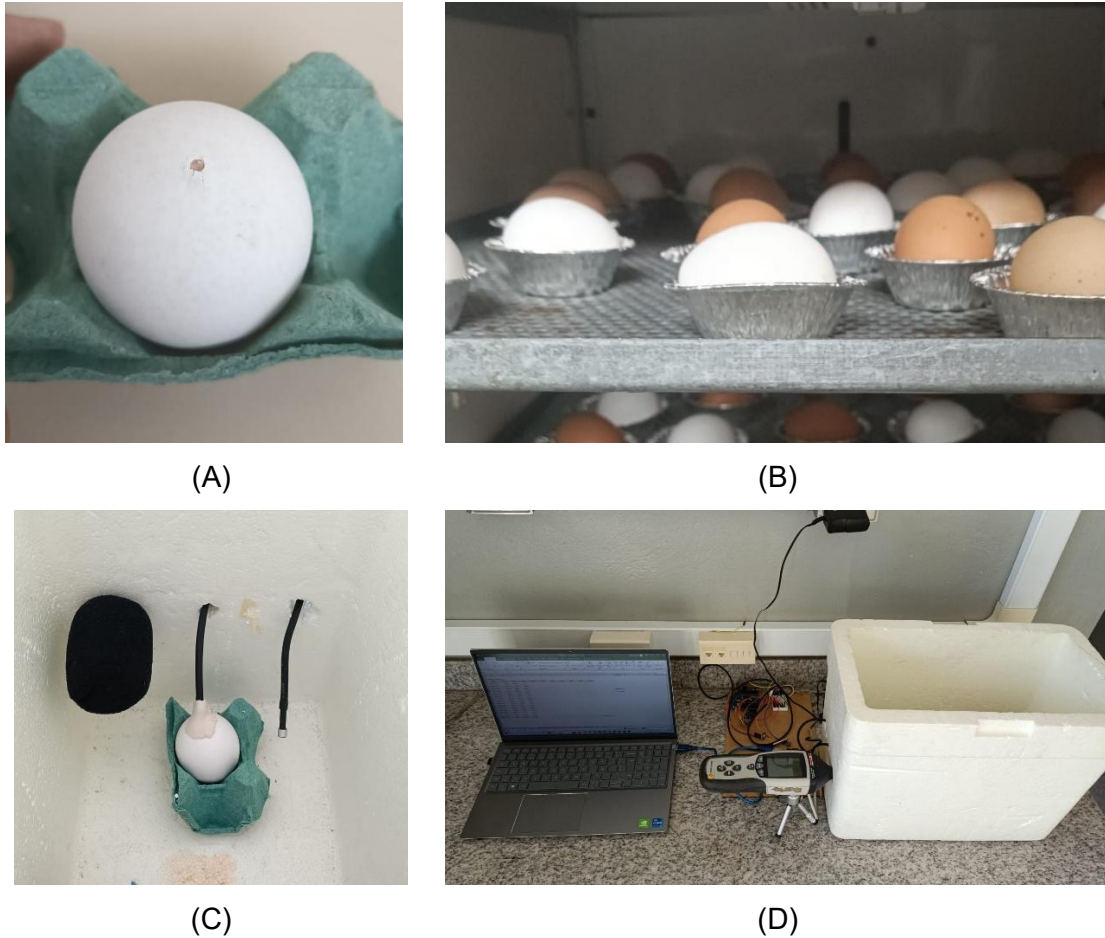


Figure 3. Multilevel sensor validation procedures: Opening the egg in the air chamber region in order to remove the internal liquid and insert sensors (A); set of samples of different shell colors in an incubation environment (B); and comparative testing of the sound pressure level inside (C) and outside (D) the test environment (Polystyrene box).

For each of the egg samples, the following were measured: weight, shell temperature, internal temperature, internal luminosity and internal sound pressure level. All eggs tested came from the same marketing company, collected and processed on the same day and maintaining the same shelf life. Weight was measured using a semi-analytical scale (model BG2000, brand Gehaka, Piracicaba, Brazil). Shell temperature, internal temperature and luminosity were measured with the eggs inside the incubators, whereas the sound pressure level test was conducted in an acoustically isolated environment (inside a polystyrene structure), following the methodology used by Donofre et al., (2018) and presented in Figures 3C and 3D. In this case, the characteristic sound of a commercial incubator, 90 dB, was simulated, as described by Donofre et al. (2020).

In order to read the internal variables, the sensors were inserted through the opening made in the largest pole of the egg. The sensors were inserted into the air chamber, about one centimeter deep and near the liquid area of the egg. In empty eggs, a marking was

made on the sensor wire so that their position was the same as that of intact eggs. The empty spaces between the sensor wire and the opening of the eggs were filled with synthetic putty in order to seal (Figure 3C).

In the analysis, the presence of outliers in the data was verified. Then, the normality of the residuals was assessed using the Shapiro-Wilk test ($P > 0.05$) (Shapiro and Wilk, 1965), while homogeneity was verified using the Levene test (Levene et al., 1960). Data were subjected to analysis of variance (ANOVA) to evaluate shell color, internal volume and interaction between internal volume and shell color. Means were compared using the Tukey test (with a probability of error of 5%). The following general linear model was used in the analysis:

$$Y_{ijk} = \mu + G_i + S_j + (G_i \times S_j) + e_{ijk}$$

Where: Y_{ijk} represents the responses of the set of dependent variables, μ is the general average, G_i is the i^{th} effect of the shell color (i = brown or white), S_j is the j^{th} effect of the internal volume (j = empty egg or whole egg), $G_i \times S_j$ is the effect of interactions between the internal volume and shell color, and e_{ijk} is the random error. Interactions were excluded from the initial model when they were not significant.

Furthermore, a Canonical Discriminant Analysis (CDA) was carried out to discriminate the main variables that differentiate eggs according to internal volume and color, and which variables have discriminatory power. The general CDA model was:

$$Z_n = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

Where: Z_n is the dependent variable (shell insulation), α is the intercept, X_i is the explanatory variable and β_i is the discriminant coefficient for each explanatory variable. Discriminant power was assessed by % variance, Wilks' Lambda statistic and standardized coefficients. The Stepwise method was used to determine which environmental variables have the greatest influence on egg differentiation. All analyzes were performed in SPSS® (SPSS, 2023).

Results and Discussion

Multilevel sensor calibration

The first level of interest in this study is the incubator environment (external environment). As variables of interest at this level, temperature and relative humidity values collected by the developed sensor were compared with the reference sensor. The distribution of data, according to the regression graph, is presented in Figure 4. It is noted that, for both cases, the linear regression model (line in red) is the one that best represents the two sensors evaluated, which is characteristic in other temperature and relative humidity

calibration processes (Santos et al., 2019; Koestoer et al., 2019; Pereira and Ramos, 2022). The ambient temperature reading range was between 27.7 and 39.9 °C for the commercial equipment and 26.9 and 39.2 °C for the multilevel sensor. For relative humidity, the range was between 36.9% and 64% for the commercial device and 34% and 66% for the proposed sensor. In this way, the calibration range is within the reference values which are possible on the commercial hatchery machine (Bergoug et al., 2013; Tona et al., 2022).

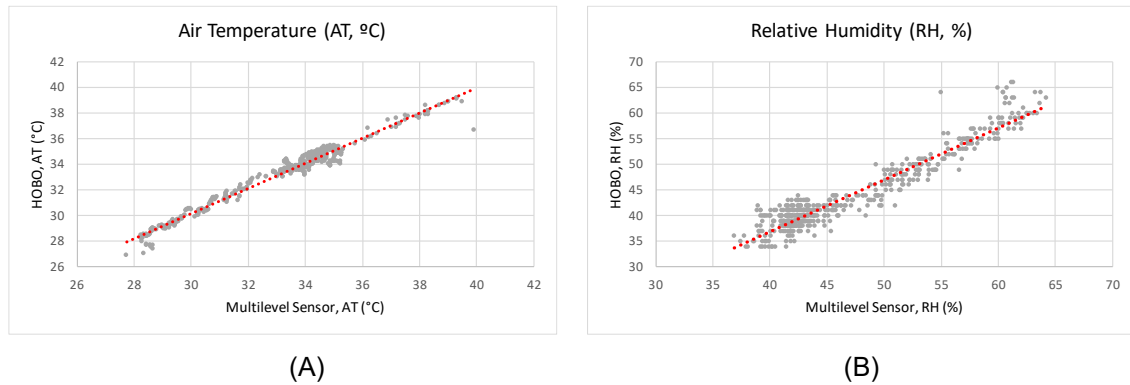
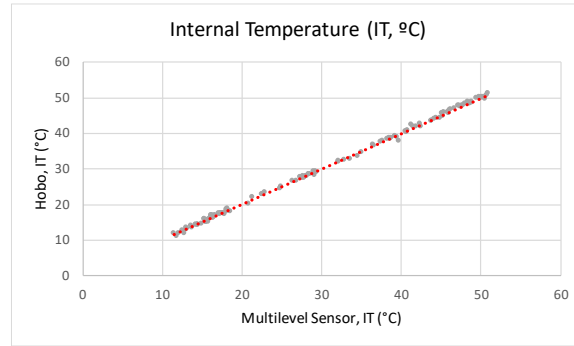


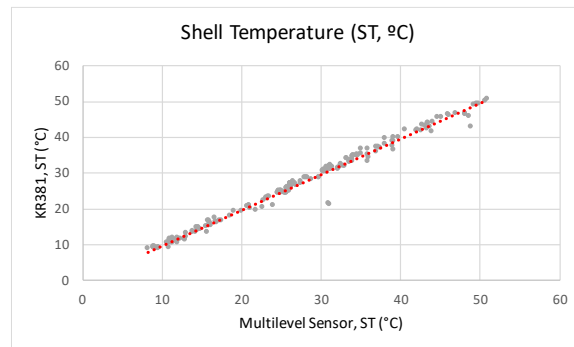
Figure 4. Regression graphs for variables collected from the external environment - ambient temperature (A) and relative humidity (B) - comparing the commercial device with the multilevel sensor.

The second level of interest in this study is the interior of fertile eggs (internal environment). In this case, Figure 5 presents the regression graphs for internal temperature (5A), surface temperature (5B) and luminosity (5C). Just like in the internal environment monitoring, the adjustment curve used in all cases was the linear regression model, a behavior already expected for such physical quantities (Koestoer et al., 2019; Pereira and Ramos, 2022; Beyaz and Gül, 2022).

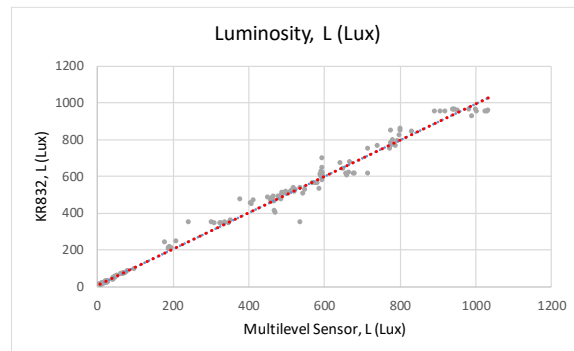
The reading range for shell temperature calibration was between 8.2 and 50.9 °C for the commercial equipment and 8.9 and 50.8 °C for the multilevel sensor. For surface temperature, the reading range was between 11.5 and 50.8 °C for the reference equipment and 11.2 and 51.2 °C for the sensor developed in this project. As for luminosity, the collection range was between 6.2 and 1033.0 lux for the commercial lux meter, while the multilevel sensor presented a range of 7.8 and 962.5 lux.



(A)



(B)



(C)

Figure 5. Regression graphs for variables collected from the internal environment - internal temperature (A), shell temperature (B), and luminosity (C) - comparing the commercial devices with the multilevel sensor.

Sound pressure level values were also collected and compared with a commercial decibel meter. In this case, it is important to highlight that, while the commercial device offered the result directly in dB (decibels), the multilevel sensor offered the final result in V (volts), exhibiting a different data behavior than the previously evaluated variables. Figure 6 shows the distribution of the two databases, with 5 volume variations.

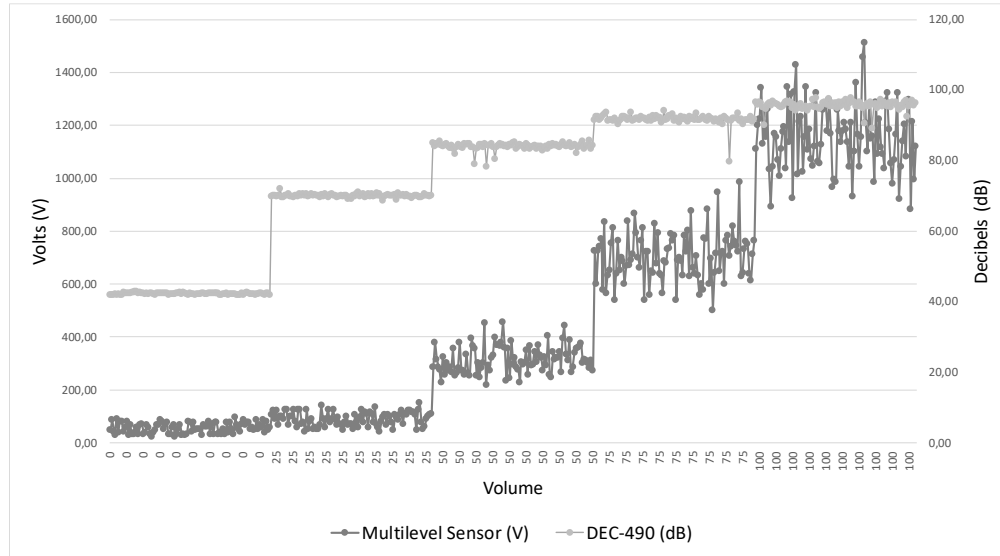


Figure 6. Reading variations of the commercial decibel meter (dB) and the multilevel sensor (V), according to the increase in tested volumes.

In the commercial decibel meter, the values ranged between an average of 42 dB and standard deviation of 0.21 dB, at minimum volume, and an average of 96 dB and standard deviation of 1.34 dB at maximum volume. As for the multilevel sensor, the values ranged from 57 V, standard deviation of 19.51 V at minimum volume and 1157.00 V, with standard deviation of 125.91 V at maximum volume. The response pattern of the data corroborates Donofre et al. (2018), although the magnitudes are different considering that the volumes analyzed in the calibration were different and the physical characteristics of the Microphone + LM386 modules are different.

For calibration and conversion of values in V to dB, we adopted the analysis methodology presented and detailed by Donofre et al. (2018) and Feitosa et al. (2014), who had the same intention of converting an electrical quantity to a decibel scale. In this case, the regression model that best adapted to the sample set was the polynomial, in line with what is presented by reference methodologies. Robin and Plante (2022) explain this phenomenon by detailing that the sound pressure level is measured in decibel units by commercial decibel meters, which have a logarithmic scale as their measurement base. The scatterplot for this variable is presented in Figure 7.

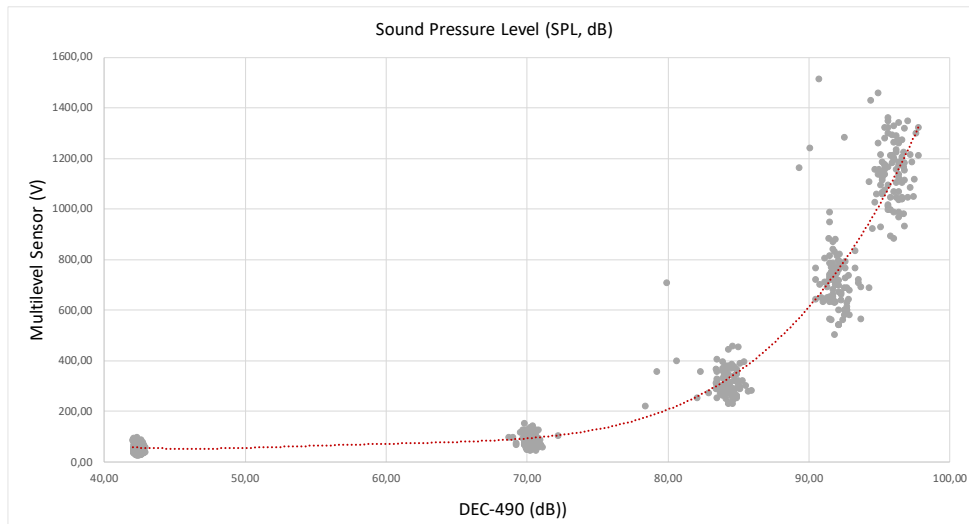


Figure 7. Regression graph of sound pressure level analysis, relating the commercial device with the multilevel sensor.

Table 1 summarizes the calibration equations and the coefficient of determination for all variables collected by the multilevel sensor. It is recalled that, except for sound pressure level, calibration equations represent a linear relationship, whereas the sound pressure level equation is a fourth-degree polynomial. Furthermore, all calibrated devices present coefficients of determination (R^2) above 0.90, with the lowest value of R^2 being recorded for the relative humidity of the air ($R^2 = 0.9152$) and the maximum value was for the internal temperature ($R^2 = 0.9925$).

Calibration is a fundamental part of the development and technical feasibility of monitoring equipment. Therefore, when evaluating new sensors, authors have incorporated the coefficient of determination (R^2) as an evaluation parameter. For the temperature variables, a high R^2 was expected, which is recurrent in other studies. Pereira and Ramos (2022), for example, obtained $R^2 = 1.000$ when comparing a DHT22 electronic module - also used in this study - with a commercial thermometer and Santos et al. (2019), similarly, obtained an $R^2 = 0.997$ when developing and calibrating an ambient air temperature sensor.

Table 1. Calibration equations and coefficient of determination of physical variables collected by the multilevel sensor (n = database size)

Variable	n	Calibration equation	Coefficient of determination (R ²)
External environment			
Air temperature (AT, °C)	546	$y = 0.9988x + 0.81$	0.9755
Relative humidity (RH, %).	546	$y = 1.0115x - 3.5254$	0.9152
Internal environment			
Surface temperature (ST, °C)	200	$y = 0.9936x - 0.1105$	0.9870
Internal temperature (IT, °C)	130	$y = 0.9986x + 0.0376$	0.9925
Luminosity (L, lux)	172	$y = 0.9879x + 6.1834$	0.9897
Sound pressure level (SPL, dB)	486	$y = 0.0005x^4 - 0.1051x^3 + 8.96x^2 - 336.29x + 4732.4$	0.9315

The literature presents varied R² when relative humidity sensors are calibrated. Koestoer et al. (2019) recorded an R² = 0.907 when comparing the DHT22 with a commercial hygrometer. On the other hand, Pereira and Ramos (2022) obtained R² between 0.883 and 0.998 for this same variable, when evaluating 4 different types of humidity sensors. Therefore, the R² presented in this study for relative humidity does not differ from other studies.

For luminosity, Beyaz and Gül (2022) obtained R² = 0.992 when testing the TEMT600 module, the same one used in prototyping the multilevel sensor, being close to the result obtained in this study. The aforementioned authors still achieved R² = 1.000 when using more sophisticated lux meters. Donofre et al. (2018), when developing a miniaturized decibel meter, obtained R² = 0.984 when compared with a commercial decibel meter, obtaining a higher correlation than that observed in this study.

Therefore, in general, the results of this study are in line with those presented in literature for all variables measured. Cunha and Martins (2004) argue that coefficients of determination greater than 0.90 are highly recommended when comparing sensors, ensuring high agreement between data collected by a newly developed device and reference (commercial) equipment. In this logic, all variables evaluated presented satisfactory R², above the minimum recommended value.

However, it is crucial to emphasize that each sensor is unique when it comes to the calibration process. As emphasized by Dias Neto et al. (2016), tuning curves should only be considered for the calibration of a specific sensor, as they can vary between sensors due to the unique electronic and microelectronic properties of the components of each equipment. Furthermore, deterioration and abrasion of sensors over time require periodic recalibrations, as reading errors tend to become recurrent as devices age. Therefore, calibration must be a continuous and customized process for each sensor, aiming to guarantee accuracy throughout the useful life of the measuring equipment.

Practical application of the multilevel sensor in a simulated incubation

A descriptive analysis was made of the external variables collected by the multilevel sensor. For ambient temperature, the minimum value obtained was 35.11 °C, maximum value 37.93 °C, average 37.2 °C and standard deviation 0.52 °C. As for relative humidity, the minimum value recorded by the multilevel sensor was 32.03%, maximum value 58.69%, average 44.51% and standard deviation 8.37%. It is noteworthy that the setpoint temperature was 37.5 °C and the relative humidity was 55%, as recommended by the incubator manufacturer and in accordance with what is necessary for the embryonic development of birds (Donofre et al., 2020). Therefore, during the experimental period, it can be stated that the average temperature value was 0.3 °C lower than the ideal, while humidity varied by 10.5% from the incubator reference value. The differences in relative humidity can be explained, mainly, by the constant opening of the incubator to handle the eggs and carry out other assessments.

Table 2 summarizes the results obtained for egg weight, in addition to measurements of internal egg variables made with the multilevel sensor. Comparing the samples by shell color (brown or white) and internal volume (empty or full), no interaction was observed between these two factors for any variable evaluated in this study ($P > 0.05$). Regarding shell colors, luminosity is the only quantity with statistical difference ($P < 0.0001$), since eggs with white shells accumulated greater intensity of internal light when compared to eggs with brown shells. When comparing eggs by their internal volume, it was observed that full eggs are heavier and accumulate a higher internal temperature and luminosity compared to empty eggs ($P < 0.0001$). On the other hand, empty eggs had a higher internal sound pressure level ($P < 0.001$).

Table 2. Weight and internal variables of eggs, according to their shell color and internal volume.

Parameters	Egg color (C)		Internal Volume (VI)		SEM	P - value		
	White	Brown	Empty	Full		C	IV	C*IV
Weight, g	30.84	31.18	6.81	55.22	24,620	0.661	< 0.0001	0.568
Surface temperature, °C	34.12	33.75	33.73	34.15	1,620	0.261	0.203	0.203
Internal temperature, °C	35.39	35.35	34.97	35.77	0.910	0.827	< 0.0001	0.560
Luminosity, Lux	26.52	15.69	19.50	22.70	6,720	<0.0001	< 0.0001	0.194
Sound Pressure Level, dB	76.20	76.68	79.21	73.67	8,500	0.772	0.001	0.316

SEM= Standard error mean

When considering the average luminosity values obtained, it was observed that a white shell and a brown shell isolate 79.6% and 87.9% of the luminosity, respectively, when exposed to an environment with 130 lux. Moreover, empty eggs isolate 85.0% of external light, while full eggs isolate 82.54%. Results indicate, therefore, that external lighting

influences the interior of eggs, as the composition of the eggshell does not represent a complete barrier against the passage of light. Therefore, although several studies have focused only on external lighting and the consequent impact on embryogenesis success (Tong et al. 2018; Li et al., 2021; Hanafi et al., 2023), recent studies already indicate that the composition and color of the shell also play a role in influencing the hatchability of eggs. Orellana et al. (2023), for example, observed that less translucent eggshells showed a higher percentage of hatchability (6.9% more) with chicks weighing 0.7 g heavier when compared to more translucent eggs. Furthermore, as the authors also mention, knowing the luminous insulation of the shell can also be an indirect indication of its thickness, another physical variable of great scientific and commercial interest.

When analyzing the average sound pressure level values, it was observed that full and empty eggs presented insulation of 18.8% and 11.9%, respectively, when exposed to an environment of 90 dB. Donofre et al. (2018), when exposing eggs to environments with 70 and 90 dB, also pointed out that, in addition to sound pressure levels varying according to the internal content of the egg, shell insulation also varies according to the external volume applied. The results of this study therefore reinforce that the eggshell is a barrier to sound, but the embryo is still exposed to a fraction of the sound present in the external environment, which can impact its development (Hanafi et al., 2023). However, more in-depth studies in bioacoustics are necessary to investigate the propagation of sound waves in a complex and closed structure, such as the egg.

Even though the temperature of the shell, in direct contact with the external environment of the incubator, did not present a statistical difference for any of the factors evaluated, the internal composition of the eggs is a factor to be considered in order to understand their thermal insulation. As it is vital for the incubation process, since the dependence on an external source of heat is fundamental for the embryogenesis of birds, understanding thermal exchanges and heat transfers is already a frequent study objective in incubation research (Turner et al., 1990; Van Brecht et al., 2005; Lourens et al., 2005; Bergoug et al., 2013). Based on this, the differences presented in this study for the intact egg and the empty egg suggest that in addition to the thermal insulation of the shell, there is isolation from the evaluated medium, air or liquid (albumen/yolk). Since air is a more efficient thermal insulation than liquid (Bergman et al., 2011), it is reasonable that empty eggs have a lower internal temperature than full eggs.

Finally, Figure 8 presents the graphic result of the CDA, thus discriminating which the main variables that differentiate eggs according to internal volume and shell color are, and which variables have discriminatory power. The first two canonical discriminant functions were significant ($P < 0.001$) and explained 100% of the data variation. A classificatory dynamic was observed with 92.7% of the eggs correctly classified into their group of origin, with the

eggs being grouped more closely according to their internal volume, regardless of the color of the shell. According to the canonical discriminant analysis using the stepwise method for variables in studies (Table 1 – Supplementary Material) weight and luminosity are the main variables that presented discriminatory power.

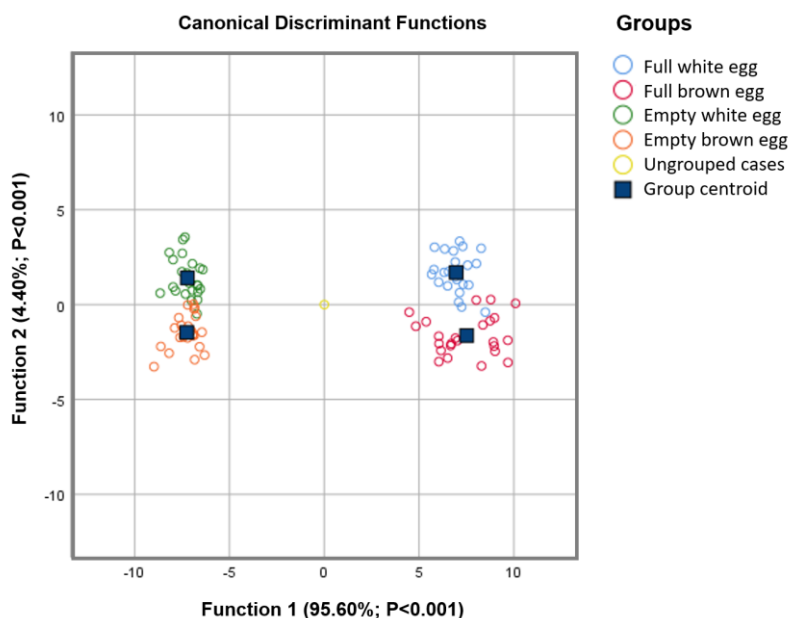


Figure 8. Biplot of the canonical discriminant analysis for weight and internal variables of the eggs, according to their shell color and internal volume.

The canonical discriminant analysis therefore indicates that egg weight has a great influence on the classification of treatments discussed in this study. The weight of the egg is directly related to the internal volume present in the egg, and this volume may be represented by the yolk, albumen, or the embryo itself, if the egg is fertile. Furthermore, throughout embryonic development, the weight of the egg is not constant, as the egg becomes heavier as the embryo grows (Donofre et al., 2020).

This fact therefore opens up new questions of scientific interest: What is the acoustic, light and thermal behavior throughout an incubation process? Does this behavior change according to embryonic development and subsequent changes in the internal composition of the egg? Although answering these questions is not the interest of this study, in particular, the multilevel sensor developed in this work makes it possible to develop these new studies.

Technical implications and limitations

The multilevel sensor was also evaluated in this study considering its technical potential and limitations. In order to achieve this, it was considered that an efficient monitoring system must meet the following criteria: 1) Be capable of simultaneously

collecting environmental variables from the incubation area and the microenvironment inside the eggs; 2) Have sensors of appropriate size for the object of study, something not always feasible with commercial devices; 3) And minimize changes made to the physical structure of the eggshell.

Meeting the first criterion, the multilevel sensor demonstrated efficiency by simultaneously recording variables from the external environment of the incubators and the interior of the eggs. Compared to commercial alternatives, the sensor has notable advantages. Using customizable prototyping tools, similarly to studies in other areas (Niranjan et al., 2021; Islam et al., 2022; Beyhan, 2023), this study presents unique equipment which integrates the collection of environmental variables of great interest for an incubation process, facilitating data collection and management. This eliminates the need for multiple commercial devices which operate in isolation and need to be spreadsheeted later in a single file. However, a limitation of this study is the presentation of a Minimum Viable Product (MVP) of the sensor, which is less robust and has lower technical manufacturing rigor when compared to commercial devices (Kondaveeti et al., 2021). This trait therefore opens up opportunities for improvements in the encapsulation of the developed device and new tests when using more advanced sensor modules.

As for the second criterion, the multilevel sensor has cables and components appropriately sized for the use in the internal environment of the eggs. This work builds on the findings of Donofre et al. (2018) when developing a miniaturized sound level meter, adding new environmental variables of interest. With sensors such as a contact thermometer, infrared thermometer, lux meter and miniaturized decibel meter, the sensor enables measurements that cannot be performed with commercial equipment, expanding the frontiers of knowledge and opening up new research possibilities on thermal, acoustic and light conditions inside eggs.

The third criterion emphasizes the importance of minimizing changes made to the eggshell structure to carry out measurements. In order to insert the sensors, a hole of maximum 1 cm in diameter was made in the egg's air chamber (Figure 3A). This opening represents about 1.5% of the total surface of the egg, which has a surface area of approximately 70 cm² (Hughes, 1984). However, it is important to highlight that this intervention is an invasive practice and interrupts embryonic development, making it necessary to discard the egg after measurements. Another limitation, also mentioned by Donofre et al. (2018), is that the sound pressure and luminosity sensors cannot come into direct contact with the liquid medium, restricting their operation to the dry air chamber. These challenges therefore suggest the need for research focused on modeling for non-invasive estimates that consider the liquid medium. As a next step, understanding embryonic responses to variations in external stimuli, alongside with the geometric characteristics of the

egg and physical properties of the shell, offers great potential for developing predictive models about the internal environment with no need to break the shell.

Conclusions

This study represents one of the first approaches to measure, simultaneously and in real time, relevant physical variables in the internal and external environment of eggs. These measurements offer a new perspective to understand thermal, acoustic and light perception to which avian embryos are exposed. The multilevel sensor demonstrated satisfactory reading quality compared to commercial devices, as evidenced by the high correlation between calibration records ($R^2 > 0.90$). It was also found that the color of the shell has a significant influence on the light insulation of the eggs, with brown shells providing greater resistance to the passage of light. Furthermore, intact eggs had higher internal temperatures, greater luminosity and lower sound pressure levels compared to empty eggs. As a future perspective, it is recommended to explore new sensor modules or predictive modeling that make the monitoring process non-invasive.

Funding:

This work was supported by the São Paulo Research Foundation (FAPESP – 2022/07442-8) and the Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel (CAPES).

References

- Abdulateef, S. M., Al-Bayar, M. A., Majid, A. A., Shawkat, S. S., Tatar, A., and Al-Ani, M. Q. 2021. Effect of exposure to different light colors on embryonic development and neurophysiological traits in the chick embryo. *Veterinary World* 14:1284. doi:10.14202%2Fvetworld.2021.1284-1289
- Amjadian, T., and Shahir, M. H. 2020. Effects of repeated thermal manipulation of broiler embryos on hatchability, chick quality, and post-hatch performance. *International Journal of Biometeorology* 64: 2177-2183. doi:10.1007/s00484-020-02012-w
- Archer, G. S. 2017. Exposing broiler eggs to green, red and white light during incubation. *Animal* 11: 1203-1209. doi:10.1017/s1751731117000143
- Bergman, T. L., Lavine, A. S., Incropera, F. P., and DeWitt, D. P. 2011. *Introduction to heat transfer*. John Wiley and Sons.
- Bergoug, H., Burel, C., Guinebretiere, M., Tong, Q., Roulston, N., Romanini, C. E. B., ... and Eterradosi, N. 2013. Effect of pre-incubation and incubation conditions on hatchability, hatch time and hatch window, and effect of post-hatch handling on chick quality at placement. *World's Poultry Science Journal* 69:313-334. doi:10.1017/S0043933913000329
- Beyaz, A., and Gül, V. 2022. Determination of Low-Cost Arduino Based Light Intensity Sensors Effectiveness for Agricultural Applications. *Brazilian Archives of Biology and Technology* 65. doi:10.1590/1678-4324-2022220172

- Beyhan, S. 2023. A scaled-down model of a dairy barn to imitate a livestock building for modelling and control of environmental conditions. *Journal of Thermal Biology* 114:103571. doi:10.1016/j.jtherbio.2023.103571
- Cavaliere, A., Carotenuto, F., Di Gennaro, F., Gioli, B., Gualtieri, G., Martelli, F., ... and Zaldei, A. 2018. Development of low-cost air quality stations for next generation monitoring networks: Calibration and validation of PM2.5 and PM10 sensors. *Sensors* 18: 2843. doi:10.3390/s18092843
- Cunha, A. R., Martins, D. 2004. Estudo comparativo entre elementos meteorológicos obtidos em estações meteorológicas convencional e automática em Botucatu, SP, Brasil. *Revista Brasileira de Agrometeorologia* 12:103-111.
- Dias Neto, J., Thomaz Júnior, J. C., Urbano Neto, D. F., 2016. Método de ajuste matemático para validação de dados de sensores de radiação de onda longa. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 31:37–44. <http://dx.doi.org/10.1590/0102-778620140022>
- Donofre, A. C., Da Silva, I. J. O., and Ferreira, I. E. P. 2020. Sound exposure and its beneficial effects on embryonic growth and hatching of broiler chicks. *British Poultry Science* 61:79-85. doi:10.1080/00071668.2019.1673315
- Donofre, A. C., Da Silva, I. J. O., and Júnior, S. L. D. C. 2018. The sensor to estimate the sound pressure level in eggs. *Computers and Electronics in Agriculture* 154:420-425. doi:10.1016/j.compag.2018.09.027
- El-Sabrou, K., and Khalil, M. H. 2017. Effect of LED lighting on hatchability and chick performance of chicken eggs. *Pakistan Journal of Zoology* 49. <http://dx.doi.org/10.17582/journal.pjz/2017.49.6.sc2>
- Feitosa, M. A. F., Cavalcanti, G. O., Correia Jr, M. A. V., Silva, A. M. X., and Dantas, J. M. 2014. Sistema de monitoramento dos níveis de pressão sonora para avaliação do ruído em setores de unidades hospitalares. In XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica–CBEB (pp. 1883-1886).
- Hanafi, S. A., Zulkifli, I., Ramiah, S. K., Chung, E. L. T., Kamil, R., and Awad, E. A. 2023. Prenatal auditory stimulation induces physiological stress responses in developing embryos and newly hatched chicks. *Poultry Science* 102:102390. doi:10.1016/j.psj.2022.102390
- Hughes, R. J. 1984. Estimation of shell surface area from measurements of length, breadth, and weight of hen eggs. *Poultry Science*, 63:2471-2474.
- Islam, M. M., Kashem, M. A., and Uddin, J. 2022. An internet of things framework for real-time aquatic environment monitoring using an Arduino and sensors. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 12: 826. doi:10.11591/ijece.v12i1.pp826-833
- Jones, D. R., Musgrove, M. T., Anderson, K. E., and Thesmar, H. S. 2010. Physical quality and composition of retail shell eggs. *Poultry Science* 89:582-587. doi:10.3382/ps.2009-00315
- Kesar, A. G. 2014. Effect of prenatal chronic noise exposure on the growth and development of body and brain of chick embryo. *International Journal of Applied and Basic Medical Research*, 4:3. doi:10.4103%2F2229-516X.125666

- Koestoer, R. A., Pancasaputra, N., Roihan, I., and Harinaldi, H. 2019. A simple calibration methods of relative humidity sensor DHT22 for tropical climates based on Arduino data acquisition system. In AIP Conference Proceedings (Vol. 2062, No. 1). AIP Publishing.
- Kondaveeti, H. K., Kumaravelu, N. K., Vanambathina, S. D., Mathe, S. E., and Vappangi, S. 2021. A systematic literature review on prototyping with Arduino: Applications, challenges, advantages, and limitations. *Computer Science Review* 40:100364. doi:10.1016/j.cosrev.2021.100364
- Levene, H. 1960. Robust tests for equality of variances. *Contributions to probability and statistics*, 278-292.
- Li, X., Rathgeber, B., McLean, N., and MacIsaac, J. 2021. Providing colored photoperiodic light stimulation during incubation: 1. Effects on embryo development and hatching performance in broiler hatching eggs. *Poultry Science* 100:101336. doi:10.1016/j.psj.2021.101336
- Lourens, A., Van den Brand, H., Meijerhof, R., and Kemp, B. 2005. Effect of eggshell temperature during incubation on embryo development, hatchability, and posthatch development. *Poultry science* 84:914-920.
- Memon, S. K., Shaikh, F. K., Mahoto, N. A., and Memon, A. A. 2019. IoT based smart garbage monitoring and collection system using WeMos and Ultrasonic sensors. In 2019 2nd International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET) (pp. 1-6). IEEE.
- Mesquita, M. A., Araújo, I. C., Café, M. B., Arnhold, E., Mascarenhas, A. G., Carvalho, F. B., Stringhini, J. H., Leandro, N. M., and Gonzales, E. 2021. Results of hatching and rearing broiler chickens in different incubation systems. *Poultry Science* 100:94-102. doi:10.1016/j.psj.2020.09.028
- Molenaar, R., Hulet, R., Meijerhof, R., Maatjens, C. M., Kemp, B., and Van den Brand, H. 2011. High eggshell temperatures during incubation decrease growth performance and increase the incidence of ascites in broiler chickens. *Poultry Science* 90:624-632. doi:10.3382/ps.2010-00970
- Montironi, M. A., Qian, B., and Cheng, H. H. 2017. Development and application of the ChArduino toolkit for teaching how to program Arduino boards through the C/C++ interpreter Ch. *Computer Applications in Engineering Education* 25:1053-1065. doi:10.1002/cae.21854
- Niranjana, L., Venkatesan, C., Suhas, A. R., Satheeskumaran, S., and Nawaz, S. A. 2021. Design and implementation of chicken egg incubator for hatching using IoT. *International Journal of Computational Science and Engineering* 24:363-372. doi:10.1504/IJCSE.2021.10039967
- Orellana, L., Neves, D., Krehling, J., Burin, R., Soster, P., Almeida, L., Urrutia, A., Munoz, L., Escobar, C., Bailey, M., Chaves-Cordoba, B., Williamns, C., Rebollo, M., and Macklin, K. 2023. Effect of translucency and eggshell color on broiler breeder egg hatchability and hatch chick weight. *Poultry Science* 102866. doi:10.1016/j.psj.2023.102866
- Pereira, P. F., and Ramos, N. M. 2022. Low-cost Arduino-based temperature, relative humidity and CO2 sensors-An assessment of their suitability for indoor built environments. *Journal of Building Engineering* 60:105151. doi:10.1016/j.job.2022.105151
- Rahmalisa, U., Febriani, A., and Irawan, Y. 2021. Detector leakage gas lpg based on telegram notification using wemos D1 and Mq-6 sensor. *Journal of Robotics and Control* 2:287-291.

- Robin, O., and Plante, C. 2022. An illustrated tutorial for logarithmic scales and decibels in acoustics. *The Journal of the Acoustical Society of America* 152:2880-2892. doi:10.1121/10.0015144
- Santos, R. C. S., Batillani, M., Favaram, A. P. C., Cesca, R. S., Monteiro, G. S., Paula, M. O. 2019. Uso de transdutores em dispositivo para monitoramento e controle ambiental. In: Castro, J. O., Moura, G. B., Andrade E. T.; Lacerda, J. A., Ferraz, P. F. P. F., Yanagi Júnior, T. (Org.). *Anais II SIAPAS e VI SIMCRA*, 1ed. Lavras, 1, 505-514.
- Shapiro, S. S., and Wilk, M. B. 1965. An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika* 52:591-611.
- Tona, K., Voemesse, K., N'nanlé, O., Oke, O. E., Kouame, Y. A. E., Bilalissi, A., ... and Oso, O. M. 2022. Chicken incubation conditions: role in embryo development, physiology and adaptation to the post-hatch environment. *Frontiers in Physiology* 13:895854. doi:10.3389/fphys.2022.895854
- Tong, Q., McGonnell, I. M., Demmers, T. G. M., Roulston, N., Bergoug, H., Romanini, C. E., Verhelst, R., Guinebrière, M., Eterradosi, N., Berckmans, D., Exadaktylos, V. 2018. Effect of a photoperiodic green light programme during incubation on embryo development and hatch process. *Animal* 12:765-773. doi:10.1017/S1751731117002117
- Tong, Q., Romanini, C. E., Exadaktylos, V., Bahr, C., Berckmans, D., Bergoug, H., Eterradosi, N., Roulston, N., Verhelst, R., McGonnell, M., and Demmers, T. 2013. Embryonic development and the physiological factors that coordinate hatching in domestic chickens. *Poultry Science* 92:620-628. doi:10.3382/ps.2012-02509
- Turner, J. S. 1990. The thermal energetics of an incubated chicken egg. *Journal of thermal biology* 15:211-216.
- Van Brecht, A., Hens, H., Lemaire, J. L., Aerts, J. M., Degraeve, P., and Berckmans, D. 2005. Quantification of the heat exchange of chicken eggs. *Poultry Science* 84:353-361. doi:10.1093/ps/84.3.353
- Wahyuni, R., Rickyta, A., Rahmalisa, U., and Irawan, Y. 2021. Home security alarm using Wemos D1 and HC-SR501 sensor based telegram notification. *Journal of Robotics and Control* 2:200-204.
- Wang, P., Sun, Y., Fan, J., Zong, Y., Li, Y., Shi, L., Isa, A. M., Wang, Y., Ni, A., Ge, P., Jiang, L., Bian, S., Ma, H., Jiang, R., Liu, X., and Chen, J. 2020. Effects of monochromatic green light stimulation during embryogenesis on hatching and posthatch performance of four strains of layer breeder. *Poultry Science* 99:5501-5508. doi:10.1016/j.psj.2020.06.074
- Wijnen, H. J., Molenaar, R., van Roovert-Reijrink, I. A. M., Van der Pol, C. W., Kemp, B., and Van den Brand, H. 2020. Effects of incubation temperature pattern on broiler performance. *Poultry Science* 99:3897-3907. doi:10.1016/j.psj.2020.05.010
- Zhang, L., Zhu, X. D., Wang, X. F., Li, J. L., Gao, F., and Zhou, G. H. 2016. Green light-emitting diodes light stimuli during incubation enhances posthatch growth without disrupting normal eye development of broiler embryos and hatchlings. *Asian-Australasian Journal of Animal Sciences* 29:1562. doi:10.5713/ajas.15.0976

SISTEMA AUTOMÁTICO PARA EXTRAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS MORFOMÉTRICAS DA CASCA DE OVOS DE GALINHA

Sérgio Luís de Castro Júnior^{1*}, Ana Elisa Custódio Montes Candido², Ana Carolina de Sousa Silva³, Iran José Oliveira da Silva¹

¹ Environment Livestock Research Group (NUPEA), Department of Biosystems Engineering, “Luiz de Queiroz” College of Agriculture, University of São Paulo, Piracicaba, São Paulo, Brazil

² Regional Research Center of Ribeirão Preto, Institute of Animal Science, Ribeirão Preto, São Paulo, Brazil

³ Basic Science Department, College of Zootechnics and Food Engineering, University of São Paulo, Pirassununga, São Paulo, Brazil

* Corresponding author: sergio.castro@usp.br

RESUMO: A avaliação das características morfométricas da casca de ovos de galinha é essencial para garantir a qualidade dos ovos destinados ao consumo e à incubação. Métodos convencionais para essa análise são frequentemente manuais, destrutivos, demorados e sujeitos a erros humanos. Diante desse cenário, este estudo propõe o desenvolvimento de um sistema automatizado baseado em visão computacional para a extração das principais características da casca do ovo: comprimento e largura máxima, área, porosidade e trincas. O sistema foi projetado para capturar imagens em duas posições, permitindo a análise da morfometria geral do ovo e da porosidade da casca em alta resolução. Foram utilizados 326 ovos comerciais de diferentes sistemas de produção, sendo 162 de casca vermelha e 164 de casca branca. Os resultados demonstraram alta correlação entre os valores obtidos pelo sistema automatizado e os métodos manuais de medição, com coeficientes de determinação (R^2) superiores a 0,85 para as variáveis morfométricas. A análise da porosidade apresentou um ajuste mais preciso para ovos de casca branca ($R^2 = 0,97$) comparados ao de casca vermelha ($R^2 = 0,87$), enquanto a identificação de trincas obteve uma acurácia superior a 90% para os ovos de ambas as cores, evidenciando a eficácia do método automatizado. Conclui-se que o sistema proposto se mostra uma ferramenta promissora para aplicação na indústria avícola, permitindo maior eficiência, precisão e confiabilidade na análise da qualidade da casca dos ovos.

Keywords: Visão computacional, Morfometria de ovos, Qualidade da casca, Detecção de trincas, Zootecnia de precisão

1. Introdução

A casca do ovo representa a camada externa e visível desta estrutura e desempenha um papel essencial tanto na incubação artificial quanto na qualidade dos ovos destinados ao consumo. Portanto, na avicultura moderna, a avaliação das propriedades físicas da casca é um fator crítico para garantir o desenvolvimento embrionário adequado e a qualidade comercial dos ovos. Características como volume, espessura, porosidade e integridade

física influenciam diretamente a eclodibilidade dos pintos (Batanov et al., 2024; Nyalala et al., 2021) e a resistência dos ovos ao manuseio e armazenamento (Gautron et al., 2022).

As propriedades geométricas do ovo, como volume e área superficial, têm sido amplamente estudadas no contexto da incubação (Soltani et al., 2015; Ab Nasir et al., 2018; Okinda, 2020). Segundo Narushin & Romanov (2002), o tamanho e a forma do ovo estão diretamente correlacionados com a taxa de eclosão e o peso dos ovos. Além disso, ovos maiores tendem a exigir tempos de incubação mais longos, o que afeta a eficiência operacional dos incubatórios comerciais (King'Ori, 2011). No mercado de ovos comerciais, essas características são igualmente relevantes, pois a classificação de qualidade é baseada no tamanho e/ou peso dos ovos. Além disso, ovos com formatos irregulares apresentam maior risco de quebras durante o transporte e armazenamento (Chukwuka et al., 2011), impactando diretamente a lucratividade da cadeia produtiva.

Outra característica essencial da casca dos ovos é a sua porosidade, responsável por permitir as trocas gasosas de O_2 , CO_2 e vapor d'água entre o ambiente externo e o interior dos ovos. Esse processo é fundamental para o desenvolvimento embrionário das aves durante a incubação (Nowaczewski et al., 2022) e influencia diretamente o tempo de prateleira e a qualidade interna dos ovos comerciais (Wengerska et al., 2023; Gautron et al., 2022). Por isso, compreender o número, o tamanho e a distribuição dos poros na casca dos ovos são de grande interesse tanto científico quanto comercial.

Por fim, a presença de trincas na casca também é uma característica de grande importância no manuseio de ovos. Ovos trincados não devem ser direcionados às salas de incubação, pois apresentam um risco elevado de contaminação bacteriana, comprometendo a sanidade do lote e reduzindo as taxas de eclosão (Guanjun et al., 2019). Já no mercado de ovos para consumo, trincas na casca afetam diretamente a segurança alimentar, uma vez que facilitam a entrada de microrganismos, aceleram a deterioração do ovo e reduzem sua vida útil (D'Aoust, 2009; Baron et al., 2023).

Os métodos convencionais para a medição das propriedades da casca ainda são, em grande parte, manuais e frequentemente destrutivos. O método de Arquimedes, por exemplo, é amplamente utilizado para estimar o volume dos ovos, mas requer a imersão em solução aquosa, interrompendo a embriogênese e tornando-se inviável para ovos férteis (Okinda et al., 2020; Narushin et al., 2020). Da mesma forma, os métodos tradicionais de avaliação da porosidade, como o uso de solução de azul de metileno (Rahn et al., 1981), apresentam limitações operacionais significativas, pois demandam tempo, dependem de reagentes químicos e estão sujeitos a erros humanos. A identificação de trincas na casca dos ovos – assim como os demais citados – está sujeita a falhas, considerando que a visão humana não é naturalmente adaptada para detectar microtrincas, que muitas vezes passam despercebidas.

Por outro lado, a crescente demanda por eficiência e qualidade na indústria avícola tem impulsionado a adoção de tecnologias emergentes. Conceitos como zootecnia de precisão, automação, internet das coisas (IoT) e inteligência artificial têm sido cada vez mais explorados para otimizar a produção de ovos e melhorar a eficiência dos sistemas avícolas (Ren et al., 2020, Narushin et al., 2025). Entre essas tecnologias, a visão computacional e o processamento digital de imagens surgem como uma ferramenta promissora para a análise não destrutiva de ovos (Yang et al., 2024; Abd Aziz et al., 2020; Nyalala et al., 2021).

Diante desse cenário, este estudo tem como objetivo desenvolver um sistema de visão computacional voltado à análise automatizada das propriedades da casca do ovo. Pretende-se que o sistema seja capaz de extrair métricas relacionadas à geometria, porosidade e integridade estrutural da casca, com potencial de aplicação futura tanto em incubatórios quanto na indústria de ovos comerciais.

2. Material e Métodos

2.1. Amostras experimentais e variáveis de interesse

A pesquisa foi realizada em outubro de 2024 e conduzido em ambiente controlado nas instalações do Núcleo de Pesquisa em Ambiência da Universidade de São Paulo (Brasil). Foram utilizados 326 ovos comerciais, sendo 162 de casca vermelha e 164 de casca branca. As amostras foram provenientes de nove marcas comerciais, abrangendo três diferentes sistemas de criação (convencional, caipira e livre de gaiola), classificados em três categorias com base no peso: grande (48–57,99 g), extra (58–67,99 g) e jumbo (acima de 68 g), conforme padrões comumente utilizados na indústria nacional de ovos. As amostras compreenderam um intervalo de 5 a 19 dias de prateleira. A seleção de ovos de variadas marcas e provenientes de diferentes sistemas de produção teve como objetivo ampliar a diversidade morfológica das amostras. Antes do início do estudo, cada ovo foi aleatorizado, devidamente catalogado, e utilizado tanto no sistema de avaliação automática quanto na avaliação manual.

As características analisadas incluíram o comprimento máximo do ovo (C), a largura máxima do ovo (L), a área superficial do ovo (A), a porosidade (p) e a detecção de trincas. O desenvolvimento do sistema unificado seguiu a estrutura típica dos sistemas de visão computacional, abrangendo a aquisição de imagens, o processamento digital do banco amostral, a segmentação do objeto de interesse e a extração das características desejadas (Figura 1) (Abd Aziz et al., 2020; Nyalala et al., 2021).

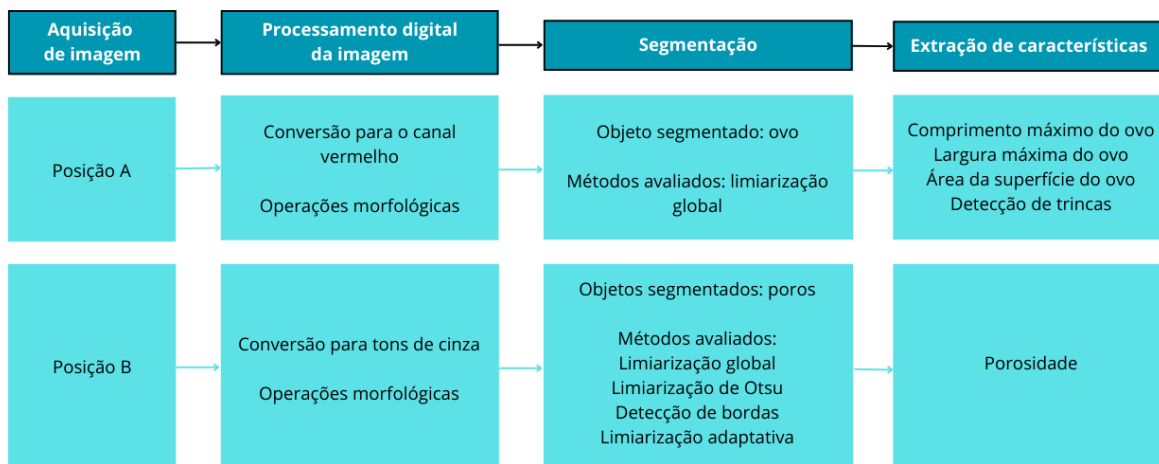


Figura 1. Flowchart do sistema automático para extração das características morfométricas de ovos

2.2. Aquisição das imagens

Para atender às exigências deste estudo, foi desenvolvido um sistema duplo de aquisição de imagens. Essa abordagem foi adotada para possibilitar a captura completa da estrutura do ovo — fundamental para determinar sua área e detectar trincas na casca com o ovo intacto — ao mesmo tempo em que a análise da porosidade exigia imagens ampliadas de seções específicas da casca, obtidas após a quebra dos ovos. Para isso, utilizou-se um smartphone (iPhone 13, Apple Inc., Estados Unidos) com câmera de 12 megapixels, lente grande-angular e ultra-angular e estabilização óptica de imagem, fixado em uma plataforma adaptada com movimentação vertical (Fig. 2A). Esse sistema permitiu a obtenção de imagens em duas posições distintas: Posição A (Fig. 2B), destinada à captura do ovo inteiro, e Posição B (Fig. 2C), voltada para a análise detalhada da casca em uma área ampliada. A câmera foi posicionada a uma distância de 13 cm dos ovos, e, na Posição B, aplicou-se um zoom de 6x em relação à imagem capturada na Posição A.

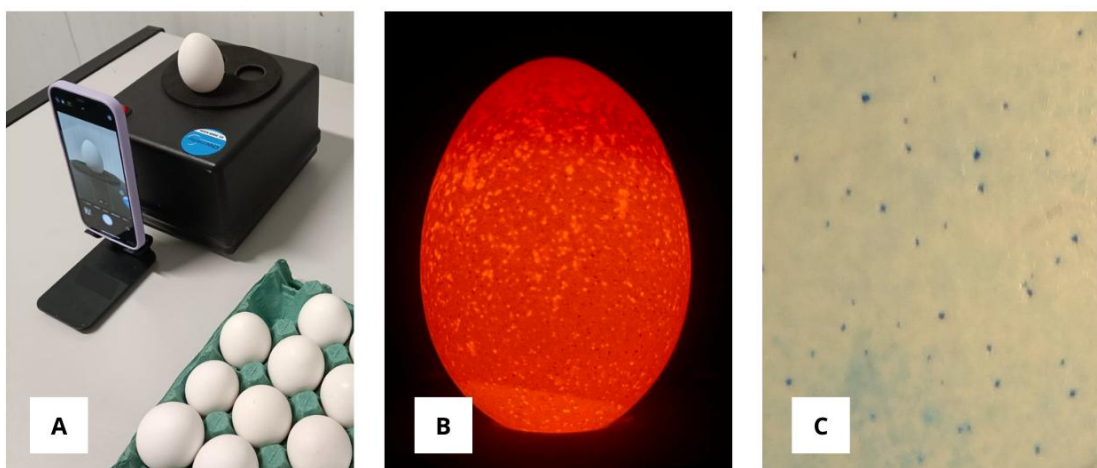


Figura 2. Captação de imagens: Set-up do sistema (A), exemplo de imagem obtida na Posição A e imagem obtida na Posição B (c).

A fim de garantir a qualidade do banco de imagens resultante, o experimento foi conduzido em ambiente totalmente escuro (a 0 lux de luminosidade) utilizando-se uma única fonte de luz posicionada como fundo do objeto de interesse (ovos). A fonte de iluminação foi um ovoscópio comercial (Chocmaster, Brasil) com três possibilidades de saída de luz, a depender do tamanho da abertura dos aros. Conforme testes prévios, foi escolhida a intensidade de luz média (aro médio), que possibilitou estabelecer um maior contraste entre o ovo e o fundo. Essa abordagem segue metodologias já estabelecidas - como as empregadas por Ma et al. (2017) - e nos procedimentos convencionais de ovoscopia (Dal'Alba et al., 2020).

Na Posição A, foram adquiridas 326 imagens, cada uma representando um ovo experimental, um número amostral compatível com outros estudos de processamento de imagens aplicados a ovos (Zalhan et al., 2016; Thipakorn et al., 2017; Ab Nasir et al., 2018; Soltani et al., 2015). Já para a análise de porosidade (Posição B), foram obtidas 978 imagens, pois, de cada ovo experimental, foram extraídas três amostras da casca. Essa abordagem se justifica pela natureza heterogênea da casca, uma vez que a distribuição dos poros não é uniforme ao longo de sua superfície.

2.3. Processamento das imagens da Posição A

O processamento das imagens provenientes da posição A foi realizado em etapas sequenciais, com o objetivo de segmentação, processamento morfológico e extração de características geométricas (Gonzalez & Woods, 2010). O algoritmo foi elaborado na plataforma MATLAB® (versão R2022b, Estados Unidos). Da imagem original (colorida), foi extraído o primeiro canal da composição RGB, correspondente à matriz de intensidade da

componente vermelha. A partir dessa matriz, foi realizada a conversão para uma imagem binária por meio da aplicação de um limiar fixo, de forma a segmentar o objeto de interesse – o ovo intacto - com base na intensidade luminosa.

Após a binarização, foi realizada a correção de possíveis falhas na segmentação por meio do preenchimento de regiões internas desconectadas, garantindo a integridade dos objetos presentes na imagem. Com a imagem binária corrigida, foi aplicado um processamento morfológico para remoção de ruídos e padronização da forma dos objetos, conforme modelagens matemáticas discutidas por Said & Jambec (2021). Esse processamento consistiu, primeiramente, na erosão sequencial utilizando um elemento estruturante de formato quadrado com lado de 60 pixels. A erosão foi repetida quatro vezes, reduzindo progressivamente o tamanho das regiões segmentadas e eliminando pequenos elementos desconectados. Posteriormente, foi realizada a operação inversa de dilatação, também repetida quatro vezes com o mesmo elemento estruturante, permitindo a recuperação das dimensões originais das estruturas segmentadas, porém, com a suavização das bordas e remoção de artefatos indesejados.

Com a imagem processada, foi realizada a extração de características das regiões identificadas. A área de cada estrutura foi determinada testando dois métodos distintos. O primeiro método baseou-se na contagem direta de pixels pertencentes à região de interesse na imagem binária segmentada. O segundo método envolveu a identificação dos contornos de cada região, seguida da indexação e etiquetagem das estruturas individuais. A partir dessa segmentação, foram extraídas as propriedades geométricas das regiões, incluindo a área de cada objeto identificado.

Além da área, foram extraídas informações relacionadas às dimensões das regiões segmentadas. Para isso, foram determinadas as caixas delimitadoras (bounding boxes) dos objetos identificados, obtendo-se as coordenadas de cada uma dessas regiões. Com base nesses dados, foram extraídas as alturas e larguras dos ovos segmentados, permitindo a análise quantitativa do tamanho e proporção das regiões de interesse dentro da imagem.

Por fim, a imagem original foi sobreposta às caixas delimitadoras identificadas, permitindo a visualização das regiões segmentadas em sua forma original e sua relação com a imagem completa. Essa abordagem permitiu uma avaliação visual das segmentações e validação da extração de características realizadas durante o processamento.

Considerando a detecção das trincas, a segmentação foi realizada por meio da aplicação de um novo limiar de intensidade predefinido e seguiu metodologia adaptada de Pan et al. (2011). Nesse processo, os pixels com valores superiores ao limiar foram atribuídos como pertencentes à região de interesse (poros e anomalias), enquanto os pixels com valores inferiores foram atribuídos ao fundo da imagem (casca do ovo e fundo). Essa binarização permitiu destacar as regiões mais relevantes da imagem para a análise.

Após a segmentação, foi aplicada uma filtragem baseada na propriedade geométrica do perímetro das regiões segmentadas. O critério utilizado selecionou a região que apresentava o maior perímetro dentre as identificadas na imagem binária. Essa abordagem permitiu a extração da principal estrutura presente na cena, garantindo que apenas a região de maior interesse fosse mantida para as análises subsequentes.

Por fim, foi realizada a fusão entre a imagem segmentada e a imagem original, utilizando um método de mesclagem que preserva as informações de ambas as imagens em uma única visualização. Esse procedimento permitiu sobrepor a estrutura segmentada à imagem original, facilitando a interpretação visual da segmentação e proporcionando um meio de validação da região extraída. Essa fusão de imagens mantém tanto as informações estruturais da imagem original quanto os contornos extraídos da segmentação, garantindo uma melhor compreensão dos resultados obtidos.

2.4. Processamento das imagens da Posição B

O processamento realizado para as imagens da Posição B teve como objetivo a segmentação e a contagem de poros em uma imagem digital por meio de técnicas de processamento morfológico. Novamente, o algoritmo foi elaborado na plataforma MATLAB® (versão R2022b, Estados Unidos). Inicialmente, a imagem foi convertida para escala de cinza, eliminando as informações de cor e preservando apenas a intensidade luminosa dos pixels. A partir dessa imagem em tons de cinza, foi aplicada uma segmentação por limiarização. Foram testadas quatro abordagens distintas: threshold global; threshold pelo método de Otsu; threshold adaptativo; e detecção de borda, que ajusta dinamicamente os limiares com base na distribuição local de intensidade dos pixels. Esse procedimento resultou em uma imagem binária na qual os pixels com intensidades acima do limiar foram atribuídos como pertencentes à região de interesse (possíveis poros), enquanto os demais foram considerados fundo (casca do ovo).

Em seguida, foi aplicada uma filtragem baseada na área dos objetos presentes na imagem binária. Apenas as regiões com tamanhos dentro do intervalo definido, entre 0 e 600 pixels, foram mantidas. Essa etapa permitiu a remoção de regiões indesejadas ou ruídos que não atendiam ao critério de tamanho especificado. Além disso, a imagem binária foi invertida antes da filtragem, garantindo que a segmentação ocorresse corretamente.

Após essa filtragem, as regiões segmentadas passaram por um processo de preenchimento de buracos internos, garantindo que eventuais falhas ou descontinuidades dentro dos objetos fossem corrigidas. Esse procedimento foi seguido por uma operação morfológica de erosão, utilizando um elemento estruturante de formato quadrado com tamanho de 3 pixels. A erosão teve o efeito de suavizar os contornos dos objetos segmentados e eliminar pequenos artefatos remanescentes da binarização.

2.5. Validação do sistema automático

Para a validação do sistema proposto neste estudo, os resultados obtidos pelo método automático foram comparados com a leitura manual realizada nas mesmas amostras. Dada a complexidade inerente à estimativa da área superficial de ovos por métodos manuais e convencionais, este estudo adotou os procedimentos geométricos estabelecidos por Narushin (2005). Conforme demonstrado pelo autor, a partir da mensuração do comprimento máximo (C) e da largura máxima (L) dos ovos, é possível inferir a área superficial com base nas equações 1 e 2, cuja margem de erro na estimativa foi quantificada em aproximadamente 5%. A equação utilizada para a estimativa da área superficial do ovo (A_s) é expressa por:

$$\text{Area superficial } (A_s) = 3,142 * C^2 * n^{-0,532} \quad (\text{Eq. 1})$$

O parâmetro adimensional "n" é determinado pela equação 2:

$$n = 1,057 * \left(\frac{C}{L}\right)^{2,372} \quad (\text{Eq. 2})$$

Onde A_s indica a área superficial do ovo (cm^2); C representa o comprimento máximo do ovo (mm); n é o parâmetro utilizado para cálculo de A_s e L é a largura máxima do ovo (mm).

Para a obtenção das variáveis C e L, empregou-se a medição manual utilizando um paquímetro digital de alta precisão (modelo 100.174BL, Digimess, Brasil). Já a identificação e catalogação das trincas na casca dos ovos foram realizadas por inspeção visual direta. A contagem de poros foi conduzida segundo a metodologia descrita por Rahn et al. (1981), na qual fragmentos da casca foram submetidos à fervura em solução de NaOH a 5%, imersos em solução aquosa, secos e posteriormente corados com azul de metileno a 1%, facilitando a quantificação dos poros sob microscopia estereoscópica.

Para a análise comparativa entre os valores de comprimento máximo, largura máxima, área superficial e porosidade obtidos pelo método convencional e os gerados pelo sistema de visão computacional, empregou-se a regressão estatística. Foi utilizado como modelo a regressão linear simples, que também foi utilizado por Aragua e Mabayo (2018) ao avaliar o comprimento e largura de ovos. Para o comprimento, largura e área foi obtido o coeficiente de determinação (R^2) e a equação característica de conversão das variáveis medidas em pixel para valores métricos. Para a porosidade, foram extraídos o R^2 , o erro médio absoluto (EMA), a soma dos quadrados de regressão (SQR), a soma dos quadrados dos erros (SQE) e a soma dos quadrados total (SQT).

Adicionalmente, para a validação do sistema de visão computacional na detecção de trincas na casca, realizou-se a análise de desempenho do método automatizado por meio

da extração dos valores de verdadeiros positivos (TP), verdadeiros negativos (TN), falsos positivos (FP) e falsos negativos (FN), comparando-se os resultados com o método convencional. A partir desses dados, foram calculadas as métricas de precisão (Eq. 3), Recall (Eq. 4), e F-score (Eq. 5) do sistema.

$$Precisão = \frac{TP}{TP+FP} \quad (\text{Eq. 3})$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (\text{Eq. 4})$$

$$F - score = \frac{TP}{TP + 0,5(FP+FN)} \quad (\text{Eq. 5})$$

3. Resultados

3.1. Processamento e validação – Posição A

Partindo de uma imagem colorida, em RGB (Figura 3), o processamento digital das imagens na posição PA iniciou com a binarização/limiarização e limpeza de ruídos. Entretanto, antes da binarização de fato, a imagem foi separada nos canais R (vermelho), G (verde) e B (azul), sendo o canal R que apresentou o maior contraste com o fundo e maior facilidade de processamento, sendo utilizado somente esse canal no processamento subsequente.

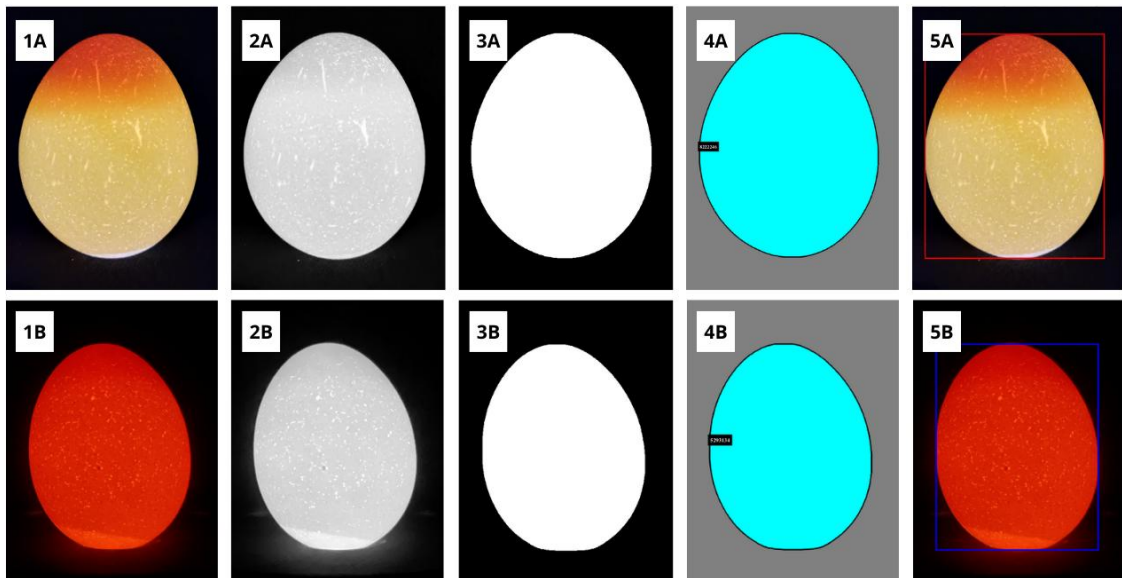


Figura 3. Etapas do processamento digital de uma amostra de casca de ovo branca (A) e de casca vermelha (B). 1: imagem original RGB; 2: imagem com o canal R; 3: imagem processada e binarizada; 4: extração visual da área, em pixels; 5: imagem original sobreposta com bloco delimitante para extração do comprimento e largura máxima.

É importante, ainda, destacar a importância do processo de limiarização, enquanto uma etapa crucial para o sucesso das próximas etapas do processamento digital das imagens dos ovos, pois a escolha do *threshold* influencia diretamente na qualidade da segmentação (Wiley & Lucas, 2018). O *threshold* de 0.60 foi o que melhor se adequou no processamento proposto tanto para as amostras de casca branca (Figura 3A), quanto para os ovos de casca vermelha (Figura 3B). Valores de *thresholds* abaixo do estabelecido nos testes aumentaram a quantidade de ruído aparente na imagem. Por outro lado, *thresholds* acima do recomendado classificaram pixels que pertenciam ao objeto como fundo.

Como houve alguns casos em que o *threshold* empregado na etapa de binarização não foi completamente efetivo na segmentação do objeto de interesse do fundo, os processos de limpeza de ruídos foram necessários para alcançar resultados mais satisfatórios (Figura 3.3). O algoritmo utilizado tornou-se útil principalmente nos casos em que ocorreu influência da sombra dos ovos no ovoscópio, que é constituído de plástico preto reflexivo. Para isso, as operações morfológicas foram as principais alternativas mais recomendadas no processamento, ao eliminar possíveis pontos do fundo preto que, devido a iluminação, ficaram acima do *threshold* utilizado na binarização das imagens. Tais tipos de operações são recorrentemente utilizados em outros estudos de caráter biológico (Wu et al., 2016; Ghosh & Sarah, 2018).

A partir dos resultados do processamento digital das imagens, foi possível extrair as características morfométricas dos ovos. Primeiramente, foi utilizado algoritmos para a extração da área, em pixels, do objeto destacado. Paralelamente, foi criada uma imagem representante, colorindo assim a área indicada como pertencente à imagem (Figura 3.4). Por fim, outros algoritmos foram utilizados para extrair o comprimento máximo e a largura máxima do objeto. Para isso, foi elaborado um método para criar um quadrado circundante dos pixels classificados como sendo do objeto (Figura 3.5).

Para validação do sistema automático, observou-se a capacidade do método de realizar a obtenção da largura, comprimento e área e comparou-se com as mesmas leituras feitas de forma manual/convencional. A tabela 1 sumariza os parâmetros morfológicos da casca coletados de forma manual: o peso, o comprimento maior e a largura maior. A área foi obtida pelas equações 1 e 2.

Tabela 1. Caracterização das amostras de ovos de casca branca e vermelha

Parâmetros	Valor máximo	Valor mínimo	Média	Desvio Padrão ($\pm$)	Coefficiente de Variação (%)
Ovos vermelhos					
Peso P, g	74,15	45,95	57,00	6,09	10,68
Comprimento maior C, mm	63,19	50,42	56,32	2,69	4,78
Largura maior L, mm	47,83	40,22	43,19	1,48	3,43
Area estimado A, cm ²	82,43	60,83	69,29	5,02	7,24
Ovos brancos					
Peso P, g	70,62	35,74	58,74	4,99	8,49
Comprimento maior C, mm	63,28	52,62	56,72	2,25	3,97
Largura maior L, mm	46,67	40,23	43,59	1,29	2,97
Area estimado A, cm ²	82,09	62,26	70,43	4,08	5,80

A Tabela 2 apresenta os resultados da regressão linear para variáveis morfométricas de ovos com casca vermelha e branca coletados na posição A. O coeficiente de determinação (R^2) indica a qualidade do ajuste do modelo aos dados. Os valores de R^2 variaram entre 0,8523 e 0,9389, indicando um bom ajuste das equações. Numericamente, os ovos de casca branca apresentaram valores de R^2 ligeiramente superiores aos de casca vermelha para todas as variáveis analisadas.

Tabela 2. Regressão linear para as variáveis morfométricas coletadas da Posição A

Parâmetros	Cor	R^2	Equação Característica
Comprimento máximo	Vermelho	0,9262	$y = 0,0167x + 3,9135$
	Branco	0,9389	$y = 0,0182x - 0,9002$
Largura máxima	Vermelho	0,8873	$y = 0,0134x + 10,229$
	Branco	0,9036	$y = 0,0127x + 12,325$
Area estimado	Vermelho	0,8523	$z = 9E-06x + 16,449$
	Branco	0,8807	$z = 9E-06x + 15,471$

Notas: x indica o valor da variável em pixel; y indica valor da variável em mm; z indica o valor da variável em cm²

A Figura 4 apresenta as curvas obtidas a partir da análise de regressão linear, utilizadas para comparar os métodos manual e automático. Nesta análise, não se fez distinção entre ovos brancos e vermelhos, de modo que todas as amostras foram submetidas tanto ao método convencional quanto ao novo método proposto. Os resultados revelaram que o coeficiente de determinação (R^2) atingiu 0,9303 para o comprimento máximo (Fig. 4A), ao comparar as medidas reais com os valores em pixels obtidos por meio do processamento digital. Já para a largura máxima (Fig. 4B), o R^2 foi de 0,8988, indicando uma faixa de variação próxima à observada para o comprimento máximo.

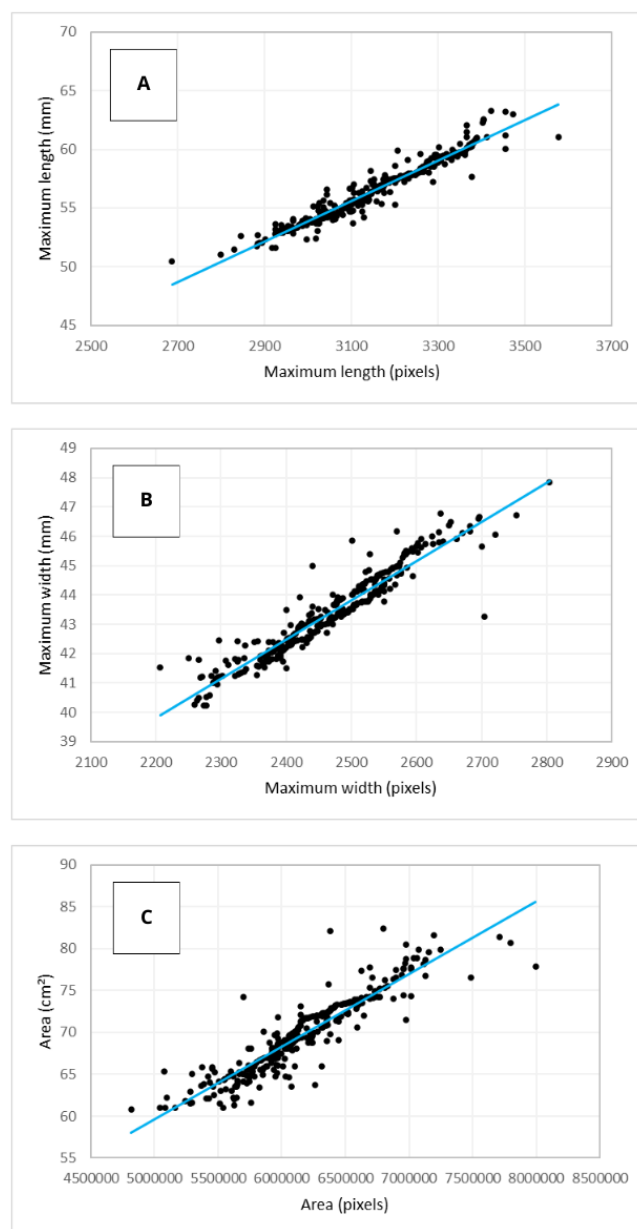


Figura 4. Gráficos de dispersão: Comprimento máximo (A), largura máxima (B) e área estimada (C).

Observando um comportamento semelhante, o coeficiente de determinação (R^2) atingiu 0,8382 na comparação das áreas superficiais (Fig. 4C). É importante destacar que, enquanto o método manual utilizou equações para estimar a área, o processamento digital obteve esse valor diretamente por meio do sistema automático, simplificando o processo convencional.

O processo de detecção de trincas em ovos (Figura 5) utilizou etapas específicas de processamento digital de imagens para identificar imperfeições estruturais de forma não destrutiva. Inicialmente, a imagem original colorida (Figura 5A) foi convertida para escala de

cinza (matriz R), eliminando informações de cor e destacando variações de intensidade que podem indicar a presença de trincas.

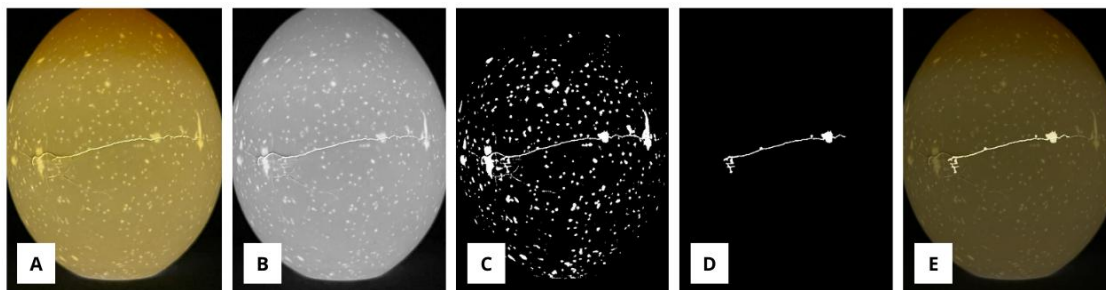


Figura 5. Etapas do processamento digital de uma amostra de casca de ovo branca. A: imagem original RGB; B: imagem com o canal R; C: imagem processada e binarizada; D: extração visual da trinca; E: imagem original sobreposta com a trinca identificada.

Posteriormente, aplicou-se a binarização, similarmente descrito nas etapas anteriores, transformando a imagem em tons de preto e branco por meio de um limiar de intensidade de 0,12 de *threshold* global (Figura 5C). Pixels com intensidade acima do limiar tornam-se brancos, enquanto os demais se tornam pretos, destacando as áreas de interesse, como as trincas, e reduzindo informações desnecessárias. A etapa seguinte envolveu a utilização de algoritmos de análise que identificaram padrões lineares e descontínuos característicos de trincas, isolando-os e descartando ruídos, poros, ou detalhes irrelevantes (Figura 5D). Por fim, os resultados da detecção foram sobrepostos à imagem original, facilitando a visualização da localização e extensão das trincas (Figura 5E).

A avaliação da precisão de um método de detecção de trincas em ovos é essencial para validar sua eficácia na identificação de imperfeições estruturais. A Tabela 3 apresenta as métricas de desempenho do sistema proposto, considerando diferentes cores de casca de ovo (vermelho e branco). Os parâmetros analisados incluíram precisão, recall e f-score, que permitem uma análise detalhada da capacidade do método em identificar corretamente as trincas, minimizando falsos positivos e falsos negativos.

Tabela 3. Métricas de identificação das trincas dos ovos avaliados

Parâmetros avaliativos	Cor da casca	
	Vermelho	Branco
Precisão, %	96,15	91,17
Recall, %	89,28	88,57
f-score, %	92,59	89,85

Os resultados demonstram que a precisão da identificação das trincas foi ligeiramente superior para ovos de casca vermelha (96,15%) em comparação com ovos de casca branca (91,17%). Esse desempenho pode estar relacionado a diferenças na textura ou na reflexão da luz entre as cascas de cores distintas. O recall apresentou valores próximos para ambas as categorias, indicando que o método conseguiu detectar a maioria das trincas existentes, com uma leve vantagem para os ovos vermelhos (89,28%) em relação aos brancos (88,57%). O f-score, que combina precisão e recall, também foi maior para ovos vermelhos (92,59%) em comparação aos brancos (89,85%), reforçando a tendência de um melhor desempenho do método para essa tonalidade de casca. Esses resultados sugerem que a cor da casca pode influenciar a resposta do sistema de detecção, sendo necessário considerar ajustes para garantir maior uniformidade na identificação das trincas em diferentes tipos de ovos.

3.2. Processamento e validação – Posição B

Similar como foi feito para a posição A, as imagens obtidas para a posição B foram transformadas de imagens RGB (Figura 6A) para tons de cinza e, posteriormente, binarizadas. Diferentemente da posição A, foi utilizado o canal cinza como melhor alternativa para seguir com o processamento. Foi necessária a aplicação de filtragem de ruídos e procedimentos para ajuste de contraste, conforme também feito no processamento das imagens na posição PA. Observou-se que também foi necessário fazer ajustes nas funções de processamento devido a cor da casca (branca ou vermelha), utilizando diferentes *thresholds*.

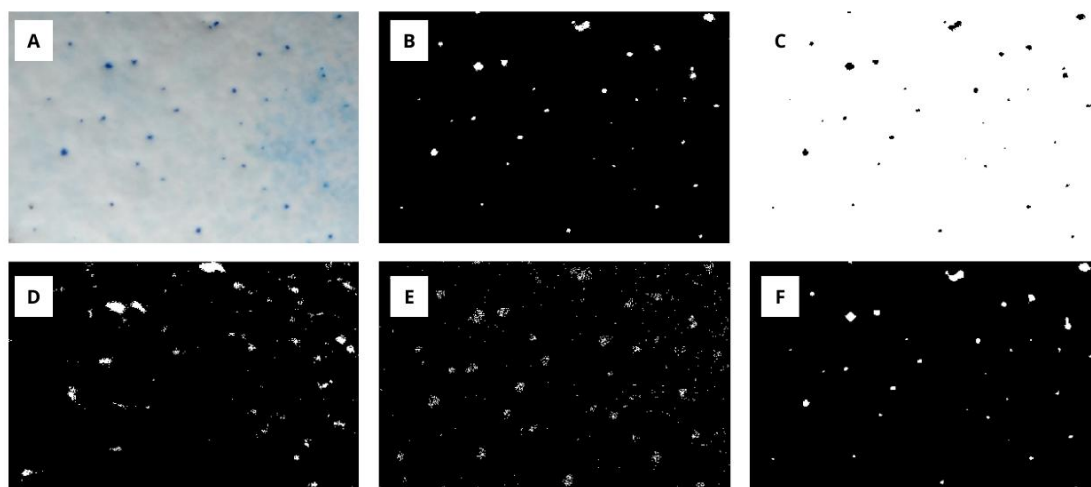


Figura 6. Etapas do processamento digital de uma amostra de casca de ovo branca. A: imagem original RGB; B: binarização pelo *threshold* global; C: binarização pelo método de Otsu; D: binarização pelo *threshold* adaptativo; E: binarização pelo detector de borda; F: binarização pelo *threshold* global após operações morfológicas.

Para realizar a segmentação foram avaliados quatro métodos: *threshold* global (Figura 6B); *threshold* pelo método de Otsu (Figura 6C); *threshold* adaptativo (Figura 6D); e detecção de borda (Figura 6E). Na segmentação também foi incluso filtros de processamento morfológico, para limpeza de ruídos. Considerando tais métodos testados para a segmentação dos poros, observou-se que o *threshold* global associado à filtragem de ruídos foi o que apresentou o melhor resultado (Figura 6F), tanto para as amostras de casca vermelha (com um *threshold* de 0,59) quanto para as de casca branca (*threshold* de 0,56). Considerando o melhor resultado do processo de segmentação, foi realizado a extração de características, onde os poros foram contabilizados a partir de funções para contagem de objetos.

A Tabela 4 apresenta as métricas de ajuste do modelo de regressão para a predição do número de poros em ovos de casca vermelha e branca. Para ovos de casca branca, o R^2 foi de 0,972, sugerindo que o modelo explica 97,2% da variabilidade do número de poros, enquanto para ovos de casca vermelha, o R^2 é menor (0,872), indicando que o modelo explica 87,2% da variabilidade. Isso sugere que o modelo de regressão é mais eficiente na predição do número de poros em ovos brancos do que em ovos vermelhos, corroborando com os resultados obtidos em outras métricas, conforme descrito na Tabela 2.

Tabela 4. Métricas de ajuste do modelo de regressão para o número de poros em ovos

Parâmetros	Cor	R^2	EM	RQEM	SQR	SQE	SQT
Número de poros	Vermelho	0,872	181,676	13,478	599344,0	88112,94	687456,9
	Branco	0,972	33,863	5,819	566364,6	16423,45	582788,0

Notas: R^2 - coeficiente de determinação; EM - erro médio; RQEM - raiz quadrada do erro-médio; SQR - soma dos quadrados de regressão; SQE - soma dos quadrados dos erros; SQT - soma dos quadrados total (SQT).

O erro médio (EM) e a raiz quadrada do erro médio (RQEM) indicam a precisão do modelo. Os valores de EM e RQEM foram significativamente menores para ovos brancos (EM = 33,863 e RQEM = 5,819) em comparação com ovos vermelhos (EM = 181,676 e RQEM = 13,478). Isso indica que a predição do número de poros nos ovos brancos foi mais precisa, enquanto para os ovos vermelhos o modelo apresenta maior erro médio. A soma dos quadrados de regressão (SQR) representa a variabilidade explicada pelo modelo. Os valores de SQR são semelhantes para ambos os tipos de ovos (599.344,0 para ovos vermelhos e 566.364,6 para ovos brancos). No entanto, a soma dos quadrados dos erros (SQE) é maior para ovos vermelhos (88.112,94) do que para ovos brancos (16.423,45), evidenciando que há mais variabilidade não explicada pelo modelo no caso dos ovos de casca vermelha. A soma total dos quadrados (SQT) reflete a variabilidade total do número de poros. O maior valor de SQT para ovos vermelhos (687.456,9) em comparação com os

ovos brancos (582.788,0) sugere que a variabilidade natural no número de poros é maior nos ovos vermelhos. Complementariamente a essa análise, a Figura 7 apresenta dois tipos de análise para a avaliação do número de poros em ovos de casca vermelha e branca: gráficos de dispersão (A e C) e gráficos de Bland-Altman (B e D).

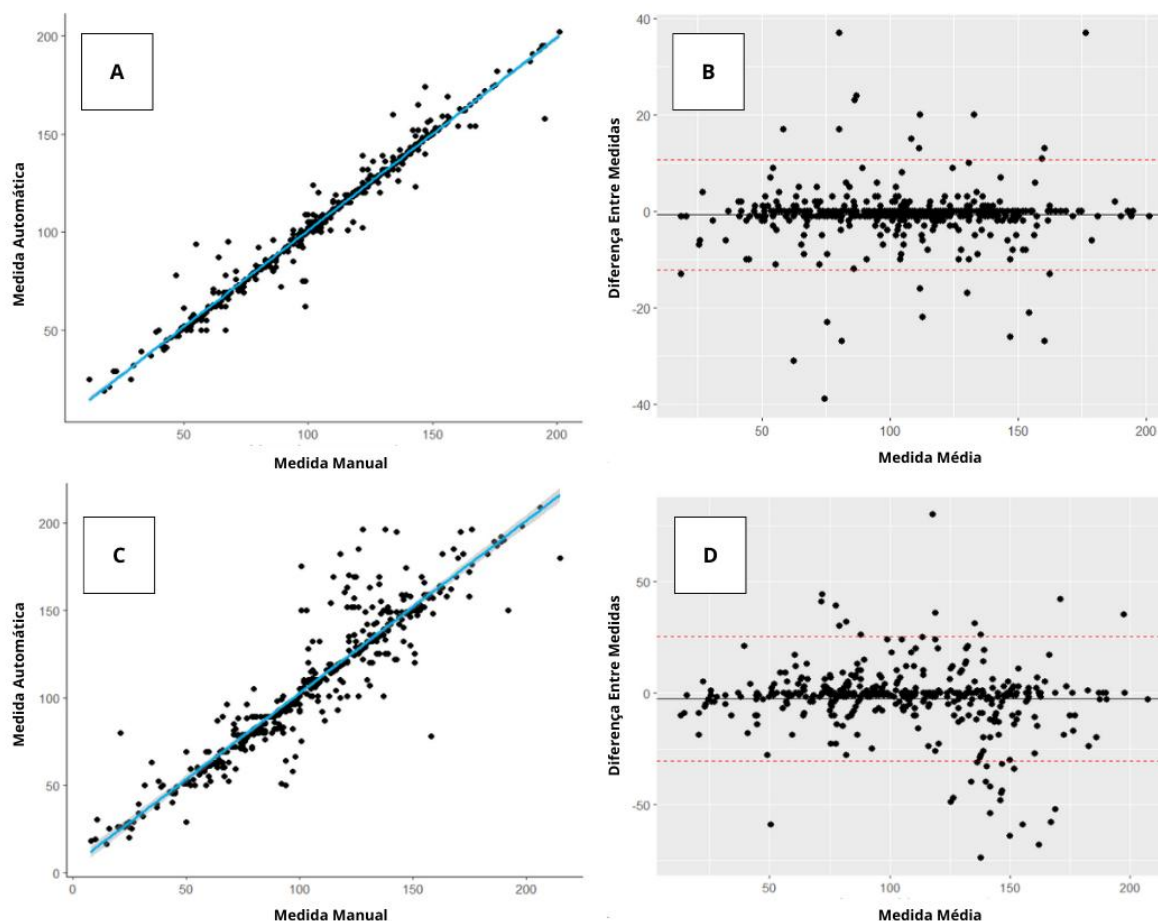


Figura 7. Gráfico de dispersão (A) e Bland-Altman Plot (B) para o número de poros dos ovos de casca branca. Gráfico de dispersão (C) e Bland-Altman Plot (D) para o número de poros dos ovos de casca vermelha.

Os gráficos de dispersão (Fig. 7A e 7C) demonstram a relação entre as medições automáticas e manuais do número de poros. Em ambos os casos, observa-se uma forte correlação linear entre as medições, evidenciada pela distribuição dos pontos ao longo da linha de tendência. No entanto, pequenas variações podem ser notadas ao longo do eixo Y, sugerindo que há discrepâncias pontuais entre os métodos de medição.

Já os gráficos de Bland-Altman (Fig. 7B e 7D) permitem uma avaliação mais detalhada da concordância entre os métodos, identificando tendências sistemáticas de erro. Nestes gráficos, a diferença entre as medições é plotada em função da média das

medições. As linhas vermelhas pontilhadas representam os limites de concordância, dentro dos quais espera-se que a maioria das observações esteja distribuída. Comparando os gráficos B e D, observa-se que a dispersão dos pontos no gráfico B é menor em relação ao gráfico D, indicando que as medições do número de poros em ovos de casca branca apresentam menor variação entre os métodos em comparação com os ovos de casca vermelha.

Esses resultados reforçam a conclusão anterior de que a predição do número de poros em ovos de casca branca apresenta melhor ajuste e menor erro médio em relação aos ovos de casca vermelha. Além disso, o uso combinado de gráficos de dispersão e Bland-Altman fornece uma análise robusta da acurácia e precisão do modelo, destacando a importância de considerar possíveis fatores adicionais que influenciam a medição nos diferentes tipos de ovos.

4. Discussão

Os resultados obtidos neste estudo demonstram a viabilidade do uso da visão computacional para a extração automatizada das características morfométricas da casca de ovos. A análise de regressão linear revelou coeficientes de determinação superiores a 0,85 para as principais variáveis morfométricas extraídas pelo sistema automatizado. Entretanto, verificou-se que os ovos de casca vermelha apresentaram um desempenho inferior na análise comparativa com o método manual, sugerindo uma menor precisão na segmentação e na identificação de estruturas específicas.

Uma das principais razões para essa diferença pode ser atribuída às nuances de cor da casca vermelha, que apresentam variações tonais mais acentuadas em comparação com os ovos de casca branca. Estudos anteriores indicam que a heterogeneidade na coloração pode dificultar a segmentação binária das imagens, levando a erros na identificação dos contornos e na extração das características morfológicas (Barcelos et al., 2024; Vartak & Mankar, 2013). Além disso, a presença de sombras projetadas pelo ovoscópio pode ter sido interpretada erroneamente pelo algoritmo como parte do ovo, impactando a precisão da segmentação em algumas das amostras analisadas. Cunha e Martins (2004) sugerem que, para coeficientes R^2 abaixo de 0,90, ajustes no sistema são necessários para aprimorar a concordância entre os métodos comparativos.

Apesar dessas limitações, a validação do sistema demonstrou que o método automático é capaz de substituir a contagem manual da porosidade da casca, apresentando alta concordância com os valores obtidos pelos métodos convencionais. Esses achados são consistentes com os resultados de estudos anteriores que utilizam processamento de imagens para caracterização de estruturas biológicas (Yang et al., 2024; Abd Aziz et al., 2020).

No que se refere à aplicação prática do sistema proposto, o monitoramento automatizado da qualidade dos ovos é um aspecto fundamental para a indústria avícola, tanto para a seleção de ovos comerciais quanto para a gestão de incubatórios. A análise não destrutiva e automatizada proposta neste estudo pode ser implementada em linhas de classificação industrial para aprimorar a seleção de ovos destinados ao consumo, reduzindo perdas associadas a ovos com trincas ou tamanho não padronizado.

Nos incubatórios, a casca do ovo desempenha um papel crucial na viabilidade embrionária, influenciando a taxa de eclosão e o desenvolvimento dos pintos (Nowaczewski et al., 2022). Parâmetros como espessura, porosidade e presença de microtrincas podem afetar as trocas gasosas e aumentar os riscos de contaminação bacteriana, comprometendo a qualidade do lote (Gautron et al., 2022; Wengerska et al., 2023). A incorporação de sistemas automatizados pode permitir um controle mais rigoroso desses fatores, melhorando índices de eclodibilidade e reduzindo perdas associadas à seleção inadequada de ovos para incubação.

Adicionalmente, o sistema proposto pode ser integrado a outras tecnologias e plataforma de zootecnia de precisão, permitindo a coleta de dados em tempo real e a automação de processos em cadeias de produção de alta produtividade. Esse tipo de abordagem tem sido cada vez mais explorado na avicultura moderna para otimizar a eficiência operacional e garantir padrões elevados de qualidade (Ren, 2020).

Apesar dos avanços apresentados neste estudo, algumas limitações devem ser consideradas. A sensibilidade do sistema às variações de coloração das cascas, especialmente em ovos vermelhos, sugere a necessidade de ajustes na iluminação e na calibração dos algoritmos de processamento. Testes adicionais podem explorar o uso de modelos de *deep learning* para melhorar a precisão da segmentação e a detecção de microtrincas, reduzindo interferências causadas por sombras e reflexos.

Além disso, futuras pesquisas devem ampliar a amostragem e incluir ovos de diferentes linhagens genéticas, sistemas de criação e períodos de armazenamento para avaliar a robustez do sistema em condições variadas. Estudos comparativos com outras técnicas de imageamento também podem contribuir para aprimorar a precisão na caracterização estrutural da casca.

Por fim, a integração do sistema automatizado a dispositivos IoT e plataformas de análise em nuvem pode viabilizar um monitoramento remoto e em tempo real da qualidade dos ovos ao longo da cadeia produtiva. Esse avanço pode consolidar a visão computacional como uma ferramenta essencial para a automação e a inovação na avicultura de precisão, garantindo maior segurança alimentar e eficiência na produção de ovos.

5. Conclusão

O presente estudo apresentou o desenvolvimento de um sistema de visão computacional que pode ser utilizada de forma eficiente na análise morfométrica da casca de ovos, permitindo a extração de características como comprimento, largura, área superficial, porosidade e detecção de trincas de maneira rápida, sem interferência humana, em tempo real e sem o uso de reagentes. A comparação com métodos manuais indicou uma alta correlação para as variáveis morfológicas analisadas, embora a segmentação dos ovos de casca vermelha tenha apresentado desafios devido à maior heterogeneidade na coloração. Embora o sistema tenha apresentado bons resultados, há oportunidades para aprimoramentos, como a adaptação dos algoritmos para melhor lidar com variações de cor e sombra, além da incorporação de técnicas avançadas de aprendizado de máquina. Futuras pesquisas devem buscar expandir a base de dados e validar a tecnologia em diferentes condições de produção, consolidando a visão computacional como uma ferramenta essencial para a automação na avicultura moderna.

Financiamento Este trabalho foi financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP – 2022/07442-8) e pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

Referências

- Ab Nasir, A. F., Sabarudin, S. S., Majeed, A. P. A., & Ghani, A. S. A. (2018, April). Automated egg grading system using computer vision: Investigation on weight measure versus shape parameters. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 342, No. 1, p. 012003). IOP Publishing.
- Abd Aziz, N. S. N., Daud, S. M., Dziyauddin, R. A., Adam, M. Z., & Azizan, A. (2020). A review on computer vision technology for monitoring poultry Farm—Application, hardware, and software. *IEEE access*, 9, 12431-12445.
- Barcelos, I. B., Belém, F. D. C., João, L. D. M., Patrocínio Jr, Z. K. D., Falcão, A. X., & Guimarães, S. J. F. (2024). A comprehensive review and new taxonomy on superpixel segmentation. *ACM Computing Surveys*, 56(8), 1-39.
- Baron, F., Jan, S., & Techer, C. (2023). Microbiology of egg and egg products. In *Handbook of Egg Science and Technology* (pp. 355-396). CRC Press.
- Batanov, S., Baranova, I., Starostina, O., & Shkarupa, E. (2024). The influence of morphological parameters of eggs on the results of incubation. In *BIO Web of Conferences* (Vol. 118, p. 01027). EDP Sciences.
- Chukwuka, O. K., Okoli, I. C., Okeudo, N. J., Udedibie, A. B. I., Ogbuewu, I. P., Aladi, N. O., ... & Omede, A. A. (2011). Egg quality defects in poultry management and food safety. *Asian Journal of Agricultural Research*, 5(1), 1-16.
- Cunha, A. R., & Martins, D. (2004). Estudo comparativo entre elementos meteorológicos obtidos em estações meteorológicas convencional e automática em Botucatu, SP, Brasil. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, 12(1), 103-111.
- Dal'Alba, G. M., Melek, C., Schneider, M., Deolindo, G. L., Boiago, M. M., Faria, G. A., ... & Araujo, D. N. (2020). In ovo nutrition using honey: effects on hatchability, performance and carcass yields in broilers. *Research, Society and Development*, 9(8), e43985178-e43985178.
- D'Aoust, J. Y. (2009). Food safety issues and the microbiology of eggs and egg products. *Microbiologically safe foods*, 187-208.

- Gautron, J., Dombre, C., Nau, F., Feidt, C., & Guillier, L. (2022). Production factors affecting the quality of chicken table eggs and egg products in Europe. *Animal*, 16, 100425.
- Ghosh, A., & Saha, S. (2018, May). Automatic identification of fracture region within bone in x-ray image. In *2018 2nd international conference on electronics, materials engineering & nano-technology (IEMENTech)* (pp. 1-7). IEEE.
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2010). *Processamento digital de imagem*. Pearson, ISBN-10: 8576054019.
- Guanjun, B., Mimi, J., Yi, X., Shibo, C., & Qinghua, Y. (2019). Cracked egg recognition based on machine vision. *Computers and electronics in agriculture*, 158, 159-166.
- King'Ori, A. M. (2011). Review of the factors that influence egg fertility and hatchability in poultry. *International Journal of poultry science*, 10(6), 483-492.
- Narushin, V. G. (2005). Egg geometry calculation using the measurements of length and breadth. *Poultry science*, 84(3), 482-484.
- Narushin, V. G., & Romanov, M. N. (2002). Egg physical characteristics and hatchability. *World's poultry science journal*, 58(3), 297-303.
- Narushin, V. G., Lu, G., Cugley, J., Romanov, M. N., & Griffin, D. K. (2020). A 2-D imaging-assisted geometrical transformation method for non-destructive evaluation of the volume and surface area of avian eggs. *Food Control*, 112, 107112.
- Narushin, V. G., Volkova, N. A., Dzhagaev, A. Y., Griffin, D. K., Romanov, M. N., & Zinovieva, N. A. (2025). Coupling artificial intelligence with proper mathematical algorithms to gain deeper insights into the biology of birds' eggs. *Animals*, 15(3), 292.
- Nowaczewski, S., Babuszkiewicz, M., Szablewski, T., Stuper-Szablewska, K., Cegielska-Radziejewska, R., Kaczmarek, S., ... & Hejdysz, M. (2022). Effect of weight and storage time of broiler breeders' eggs on morphology and biochemical features of eggs, embryogenesis, hatchability, and chick quality. *Animal*, 16(7), 100564.
- Nyalala, I., Okinda, C., Kunjie, C., Korohou, T., Nyalala, L., & Chao, Q. (2021). Weight and volume estimation of poultry and products based on computer vision systems: a review. *Poultry Science*, 100(5), 101072.
- Okinda, C., Sun, Y., Nyalala, I., Korohou, T., Opiyo, S., Wang, J., & Shen, M. (2020). Egg volume estimation based on image processing and computer vision. *Journal of Food Engineering*, 283, 110041.
- Pan, L. Q., Zhan, G., Tu, K., Tu, S., & Liu, P. (2011). Eggshell crack detection based on computer vision and acoustic response by means of back-propagation artificial neural network. *European Food Research and Technology*, 233, 457-463.
- Rahn, H., Christensen, V. L., & Edens, F. W. (1981). Changes in shell conductance, pores, and physical dimensions of egg and shell during the first breeding cycle of turkey hens. *Poultry Science*, 60(11), 2536-2541.
- Ren, G., Lin, T., Ying, Y., Chowdhary, G., & Ting, K. C. (2020). Agricultural robotics research applicable to poultry production: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 169, 105216.
- Said, K. A. M., & Jambek, A. B. (2021, October). Analysis of image processing using morphological erosion and dilation. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 2071, No. 1, p. 012033). IOP Publishing.
- Soltani, M., Omid, M., & Alimardani, R. (2015). Egg volume prediction using machine vision technique based on pappus theorem and artificial neural network. *Journal of food science and technology*, 52, 3065-3071.
- Thipakorn, J., Waranusast, R., & Riyamongkol, P. (2017, June). Egg weight prediction and egg size classification using image processing and machine learning. In *2017 14th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)* (pp. 477-480). IEEE.
- Vartak, A. P., & Mankar, V. (2013). Colour image segmentation-a survey. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 3(2), 681-688.
- Wengerska, K., Batkowska, J., & Drabik, K. (2023). The eggshell defect as a factor affecting the egg quality after storage. *Poultry Science*, 102(7), 102749.
- Wiley, V., & Lucas, T. (2018). Computer vision and image processing: a paper review. *International journal of artificial intelligence research*, 2(1), 29-36.
- Wu, W., Zhou, Z., Wu, S., & Zhang, Y. (2016). Automatic liver segmentation on volumetric CT images using supervoxel-based graph cuts. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2016(1), 9093721.

- Yang, X., Bist, R. B., Paneru, B., Liu, T., Applegate, T., Ritz, C., ... & Chai, L. (2024). Computer vision-based cybernetics systems for promoting modern poultry farming: a critical review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 225, 109339.
- Zalhan, M. Z., Syarmila, S. S., Nazri, I. M., & Taha, I. M. (2016, May). Vision-based egg grade classifier. In *2016 International Conference on Information and Communication Technology (ICICTM)* (pp. 31-35). IEEE.

TRANSLUSCÊNCIA EM OVOS: PROPOSTA DE UM SISTEMA AUTOMATIZADO PARA ANÁLISE E CLASSIFICAÇÃO NA AVICULTURA

Sérgio Luís de Castro Júnior^{1*}, Ana Elisa Custódio Montes Candido², Ana Carolina de Sousa Silva³, Iran José Oliveira da Silva¹

¹ Environment Livestock Research Group (NUPEA), Department of Biosystems Engineering, “Luiz de Queiroz” College of Agriculture, University of São Paulo, Piracicaba, São Paulo, Brazil

² Regional Research Center of Ribeirão Preto, Institute of Animal Science, Ribeirão Preto, São Paulo, Brazil

³ Basic Science Department, College of Zootecnics and Food Engineering, University of São Paulo, Pirassununga, São Paulo, Brazil

* Corresponding author: sergio.castro@usp.br

RESUMO: A qualidade da casca de ovos de galinha é um fator determinante na segurança alimentar, na eficiência produtiva e na aceitação comercial dos ovos. Este estudo propôs o desenvolvimento e validação de um sistema automatizado para mensuração da translucência da casca de ovos, utilizando técnicas de visão computacional e aprendizado de máquina. Foram analisados 326 ovos comerciais de diferentes sistemas de produção, com cascas brancas e vermelhas. As imagens foram capturadas em ambiente controlado e processadas digitalmente para extrair medidas quantitativas de translucência. Os valores obtidos foram comparados com a classificação visual tradicional e utilizados em modelos de classificação supervisionada (KNN, SVM e Random Forest). O modelo SVM apresentou o melhor desempenho, com acurácia superior a 90% na distinção entre os níveis de translucência. Adicionalmente, foram testados modelos preditivos (Regressão Linear Múltipla e SVM) para estimar variáveis intrusivas a partir da translucência, revelando correlações moderadas, especialmente com a espessura e o peso da casca. Conclui-se que a translucência pode ser quantificada de forma precisa por meio de técnicas automatizadas, com potencial de aplicação na triagem e controle de qualidade de ovos comerciais, embora deva ser utilizada como indicador complementar dos outros parâmetros técnicos.

Keywords: Qualidade dos ovos, Visão computacional, Qualidade da casca, Avaliação não intrusiva, Análise de imagens

Introdução

A avaliação da qualidade dos ovos é um processo crucial na cadeia de produção avícola, impactando diretamente sua comercialização, aceitação pelo consumidor e segurança alimentar. Aspectos qualitativos como espessura e resistência da casca, além de tamanho, peso, integridade e composição interna, são determinantes para assegurar a qualidade do produto final (Roberts, 2004; Okinda, 2020; Wengerska et al., 2023), seja ele o ovo de consumo (ovo infértil) ou o pinto de um dia (ovo fértil). Além disso, a qualidade dos ovos influencia a eficiência produtiva, pois defeitos estruturais podem gerar perdas

econômicas expressivas e indicar a necessidade de ajustes nos manejos das granjas de postura (Ledvinka et al., 2012). Portanto, a adoção de métodos precisos e eficientes para avaliar essas características é essencial para atender aos padrões de qualidade exigidos pelo mercado consumidor e pelas regulamentações sanitárias (Atwa et al., 2024).

A avaliação da qualidade dos ovos, tradicionalmente, envolve medições intrusivas que podem comprometer a integridade do produto e gerar desperdício, tornando os ovos analisados impróprios para consumo ou incubação. Nesse contexto, a translucência da casca surge como uma variável em potencial que tem ganhado destaque em pesquisas sobre a qualidade dos ovos comerciais (Xuan e Zheng, 2024). A translucência da casca refere-se a manchas acinzentadas que se formam na superfície da casca sob luz e podem ser vistas a olho nu (Holst et al., 1932). Essa característica fornece informações relevantes sobre a composição e a integridade da casca, uma vez que sua capacidade de transmitir luz pode estar associada à espessura e a possíveis deformações na microestrutura interna, influenciando diretamente a resistência e a durabilidade do ovo (Shi et al., 2023). Wang et al. (2017), por exemplo, sugerem que a formação de ovos translúcidos está relacionada a variações na estrutura da casca e da membrana, com ovos translúcidos apresentando cascas mais espessas, membranas mais finas e menor resistência final da membrana em comparação aos ovos opacos.

A inclusão da translucência como um novo parâmetro na avaliação da qualidade dos ovos abre novas possibilidades de estudo para otimizar a cadeia produtiva. Chousalkar et al. (2010) demonstraram que a translucência da casca do ovo está associada a um maior risco de penetração bacteriana, incluindo *Salmonella Infantis* e *E. coli*, especialmente em temperaturas ambientes, ressaltando a importância do armazenamento refrigerado para minimizar a contaminação. No campo genético, Zhang et al. (2021) analisaram a translucência da casca em diferentes linhagens de galinhas, identificando variações na intensidade desse fenômeno entre linhagens puras, comerciais e locais. Já no contexto da incubação comercial, Neto et al. (2024) constataram que ovos altamente translúcidos apresentaram maior perda de peso, menor taxa de eclosão e maior mortalidade embrionária entre os dias 11 e 18 de incubação.

Os métodos tradicionais para avaliação da translucência da casca incluem inspeção visual, utilização de ambientes escuros e iluminação controlada (Neto et al., 2024; Orellana et al., 2023). Metodologias modernas e validadas permitem classificar os ovos em três níveis de translucência: 1) leve (casca com poucas e pequenas manchas translúcidas); 2) média (manchas translúcidas mais distribuídas por toda a casca); e 3) severa (presença de várias manchas e até grandes áreas de translucência por toda a casca). Tal metodologia, embora muito funcional, ainda demanda tempo e expertise humana para uma classificação correta.

Além da adoção de novas variáveis – como a translucência –, a busca contínua por maior eficiência e qualidade na avicultura tem levado à incorporação de tecnologias inovadoras no setor. Tecnologias como automação de sistemas, inteligência artificial e zootecnia de precisão vêm sendo amplamente estudadas para aprimorar a produção de ovos e tornar os processos mais eficazes (Ren et al., 2020; Yang et al., 2024; Narushin et al., 2025). Dentre essas inovações, destaca-se o uso da visão computacional e do processamento digital de imagens, que oferecem uma alternativa promissora para a avaliação não invasiva da qualidade dos ovos e automatizam a medição de variáveis importantes como largura e comprimento (Aragua e Mabayo, 2018; Abd Aziz et al., 2020), estimativa de volume e peso (Okinda, 2020; Nyalala et al., 2021), identificação de defeitos (Yang et al., 2023) e fertilidade (Çevik et al., 2022; Ahmed et al., 2025).

Além disso, técnicas de *machine learning* também já se consolidaram como uma ferramenta em potencial na avaliação da qualidade dos ovos. Algoritmos de aprendizado de máquina possibilitam a análise de grandes quantidades de dados ao longo de toda a cadeia produtiva, desde a nutrição das aves até o processamento dos ovos, permitindo a identificação de padrões complexos que poderiam passar despercebidos por métodos convencionais (Bischof et al., 2024; Subramani et al., 2024). No controle de qualidade, por exemplo, Sehirlı e Arslan (2022) utilizaram técnicas de *machine learning* para classificar ovos comerciais com base na unidade Haugh. De forma semelhante, Oliveira-Boreli et al. (2023) investigaram a combinação de análise de imagens e aprendizado de máquina para validar o uso do *Shape Index* como um método não destrutivo na classificação da qualidade dos ovos de galinha.

Ao combinar duas temáticas emergentes na avaliação da qualidade de ovos comerciais e férteis — a translucência como indicador qualitativo e a automação de processos por meio de visão computacional — este estudo propõe o desenvolvimento de um sistema automatizado para mensuração quantitativa da translucência dos ovos, utilizando processamento de imagens e aprendizado de máquina. Além disso, buscou-se correlacionar a translucência a outros parâmetros qualitativos, proporcionando uma análise mais precisa e reprodutível.

Material e Métodos

Amostras experimentais

Para a pesquisa, foi analisado um conjunto de 326 ovos comerciais, sendo 162 com casca vermelha e 164 com casca branca. Para garantir uma maior diversidade morfológica da amostragem, os ovos foram provenientes de nove marcas distintas, representando três tipos de criação: convencional (em gaiola), caipira e livre de gaiola. Além disso, os ovos foram comercialmente classificados em três categorias de peso: grande, extra e jumbo. As

amostras apresentavam um tempo de armazenamento variando entre 5 e 19 dias, tendo como referência o dia de realização das avaliações. Ao iniciar a etapa experimental, cada ovo foi devidamente identificado e submetido a todos os testes automáticos e manuais descritos neste estudo.

Métricas automáticas

Banco de imagens

A pesquisa foi conduzida em uma câmara climática localizada junto ao Núcleo de Pesquisa em Ambiência no Departamento de Engenharia de Biossistemas da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Brasil. O ambiente foi escolhido e configurado para não receber nenhuma fonte de luz, seja externa (ausência de janelas) ou interna (iluminação de 0 lux). As aquisições das imagens ocorreram durante o mês de outubro de 2024. Como a câmara possui iluminação e temperatura controladas, a coleta foi realizada ao longo do dia, sem restrições de horário ou influência de condições externas.

O sistema desenvolvido para a captação das imagens teve como objetivo registrar a estrutura completa dos ovos, proporcionando uma visão análoga à utilizada na avaliação convencional de translucência (Orellana et al., 2023). A captura foi realizada por meio de dois componentes principais: uma câmera digital e uma fonte de luz padronizada. Para essa finalidade, utilizou-se um smartphone (iPhone 13, Apple Inc., Estados Unidos) equipado com uma câmera de 12 megapixels, configurada com lentes grande-angular e ultra-angular. Para garantir a estabilidade, o dispositivo foi fixado em uma plataforma com ajuste angular vertical. Como fonte de luz, utilizou-se um ovoscópio comercial (Chocmaster, Brasil), método que proporcionou um contraste adequado entre os ovos e o fundo, seguindo metodologias previamente validadas na literatura (Dal’Alba et al., 2020; Sokovnin, 2021; Alikhanov et al., 2018).

Ao todo, foram registradas 326 imagens, correspondendo uma imagem por ovo. Esse quantitativo é compatível com estudos anteriores sobre processamento de imagens aplicados a ovos (Alikhanov et al., 2018; Ab Nasir et al., 2018; Soltani et al., 2015). Todas as imagens foram armazenadas e catalogadas em um banco de dados em nuvem para posterior análise. As imagens tinham dimensões de 3024 × 4032 pixels, orientação em retrato e foram salvas no formato JPG para otimizar o processamento computacional.

Desenvolvimento do modelo

O cálculo da translucência da casca dos ovos foi realizado por meio de um procedimento de processamento digital de imagens, com o objetivo de quantificar, de maneira não destrutiva, a proporção de regiões mais translúcidas da casca visíveis sob

iluminação controlada. O algoritmo foi desenvolvido na plataforma MATLAB® (versão R2022b, Estados Unidos), utilizando funções de segmentação e análise morfológica de imagens. A construção do sistema foi conduzida conforme os princípios fundamentais dos sistemas de visão computacional (Abd Aziz et al., 2020; Alikhanov et al., 2018; Nyalala et al., 2021), englobando as etapas de tratamento digital das amostras, identificação e isolamento dos objetos de interesse, além da posterior extração das características relevantes para análise (Figura 1).

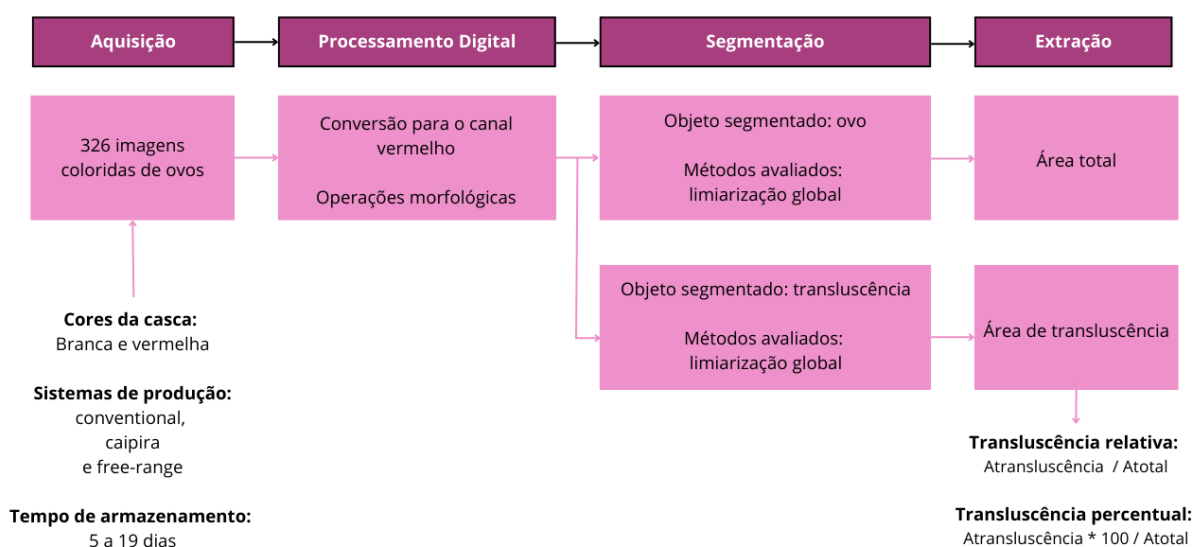


Figura 1. Flowchart do sistema automático para extração e cálculo da translucência da casca

Inicialmente, a imagem colorida do ovo foi convertida em uma imagem monocromática por meio da extração da componente vermelha da composição RGB. Essa escolha foi baseada na análise qualitativa das imagens obtidas, que demonstraram maior contraste entre a casca e os poros no canal vermelho sob iluminação de fundo. A conversão para tons de cinza permitiu a simplificação do processo de segmentação, uma vez que a informação luminosa pôde ser diretamente manipulada para diferenciar regiões com diferentes propriedades ópticas (Gonzalez & Woods, 2010).

A partir dessa imagem em escala de cinza, realizou-se a segmentação da área total do ovo por meio da aplicação de um limiar de intensidade luminosa. Neste processo, todos os pixels com valores de intensidade acima de 0.51 (em uma escala normalizada de 0 a 1) foram considerados como pertencentes ao objeto de interesse – o ovo –, enquanto os demais foram classificados como fundo. Os mesmos limiares (*thresholds*) foram aplicados para os ovos de casca vermelha e branca. A imagem binária resultante foi, então, submetida a uma etapa de preenchimento de regiões internas desconectadas com base em conectividade de vizinhança, garantindo a integridade dos objetos segmentados. Esse tipo

de correção foi fundamental para eliminar artefatos de limiarização e assegurar que a área calculada represente de fato toda a estrutura do ovo (Grift et al., 2017). Com a máscara binária corrigida, estimou-se a área total do ovo, A_{total} , a partir da contagem de pixels classificados como pertencentes ao objeto.

Já a identificação das regiões translúcidas, presumivelmente associadas a poros ou imperfeições estruturais na casca, foi realizada por meio de uma segunda etapa de segmentação com limiar mais alto. A partir da mesma imagem em tons de cinza, foi aplicado um limiar de 0.91 (ovos de casca branca) e 0.88 (ovos de casca vermelha), selecionado com base em testes preliminares e observações visuais, de modo a destacar apenas os pixels com alta intensidade luminosa, ou seja, aqueles que permitiram maior passagem de luz. Os pixels com intensidade acima deste limiar foram considerados parte das regiões translúcidas da casca, sendo utilizados para calcular a área translúcida, $A_{translucência}$.

Com base nas duas áreas extraídas, a translucência relativa (T_r) foi então definida como a razão entre a área segmentada das regiões translúcidas e a área total do ovo, conforme a Equação 1:

$$T_r = \frac{A_{translucência}}{A_{total}} \quad (\text{Eq. 1})$$

Complementarmente, esse valor foi convertido em porcentagem, resultando na translucência percentual ($T_{\%}$), segundo a Equação 2:

$$T_{\%} = \frac{A_{translucência} * 100}{A_{total}} \quad (\text{Eq. 2})$$

Para fins de validação visual e análise qualitativa, foi gerada uma imagem de sobreposição entre a imagem original do ovo e a máscara binária das regiões translúcidas, destacando essas áreas com coloração artificial. Essa visualização permitiu verificar se a segmentação correspondeu efetivamente às regiões observadas como translúcidas na imagem original, conforme prática recomendada para verificação visual de segmentações em sistemas de análise morfológica (Gonzalez & Woods, 2010).

Métricas manuais

Para avaliar os aspectos qualitativos dos ovos experimentais, as variáveis medidas foram classificadas em dois grupos. Medidas não-intrusivas (coletadas antes da quebra dos ovos): peso (g), comprimento máximo do ovo (mm), largura máxima do ovo (mm), translucência (score). Medidas intrusivas (medidas após a quebra do ovo): peso do líquido (g), peso da casca (g), cor da gema (score), diâmetro da gema (mm), altura da gema (mm), altura do albúmen (mm), espessura da casca (mm). Os dados catalogados neste estudo, assim como a descrição e a forma de mensuração, são sumarizados na tabela 1.

Tabela 1. Descrição das variáveis coletadas manualmente e métodos de mensuração

Nome da Variável	Invasividade	Descrição	Forma de Mensuração
Peso do ovo	Não	Peso total do ovo	Medido com balança eletrônica de precisão.
Comprimento máximo do ovo	Não	Maior medida de comprimento do ovo.	Medido com paquímetro digital de alta precisão.
Largura máxima do ovo	Não	Maior medida de largura do ovo.	Medido com paquímetro digital de alta precisão.
Translucência	Não	Transparência da casca do ovo.	Avaliada visualmente com iluminação padronizada e classificada em três categorias (A, B, C).
Peso do líquido	Sim	Peso do conteúdo líquido do ovo (gema + albúmen).	Medido com balança eletrônica de precisão.
Peso da casca	Sim	Peso da casca do ovo.	Medido com balança eletrônica de precisão.
Cor da gema	Sim	Cor da gema.	Avaliada manualmente com o leque colorimétrico YolkFan (pontuação de 1 a 16).
Diâmetro da gema	Sim	Diâmetro máximo da gema do ovo.	Medido com paquímetro digital de alta precisão.
Altura da gema	Sim	Altura máxima da gema do ovo.	Medido com paquímetro digital de alta precisão.
Altura do albúmen	Sim	Altura máxima do albúmen do ovo.	Medido com paquímetro digital de alta precisão.
Espessura da casca	Sim	Espessura da casca do ovo após limpeza e secagem.	Medida com micrômetro digital, com três medições por ovo, sendo calculada a média.
Índice de Gema (IG)	Sim	Índice que relaciona altura e diâmetro da gema.	Calculado pela equação 3.
Unidade Haugh (HU)	Sim	Medida que relaciona a altura do albúmen com o peso do ovo.	Calculado pela equação 4.

O peso total dos ovos, o peso do líquido e o peso da casca foram medidos utilizando uma balança eletrônica de precisão (Gehaka, modelo BG 2000, Brasil), devidamente calibrada de fábrica. O comprimento máximo do ovo, a largura máxima do ovo, a altura do albúmen, e a altura e diâmetro da gema foram mensurados utilizando um paquímetro digital de alta precisão (Digimess, modelo 100.174BL, Brasil). Durante as medições, os ovos e os conteúdos internos foram posicionados sobre uma base plana para evitar distorções devido à inclinação. As medidas de peso e metragem seguiram as metodologias convencionais apresentadas em outros trabalhos na área (Almeida et al., 2021; Nyalala et al., 2021).

A cor da gema foi avaliada por inspeção manual utilizando o leque colorimétrico YolkFan™ (dsm-firmenich), que classifica a coloração da gema em uma escala de 1 (amarelo claro) a 16 (laranja intenso), sendo um método amplamente aceito para caracterização da cor da gema e altamente correlacionado com o teor de carotenoides presentes na dieta das aves (Ortiz et al., 2022). A translucência da casca também foi

analisada por inspeção visual sob iluminação padronizada em ambiente de baixa luminosidade. A avaliação seguiu o protocolo descrito por Orellana et al. (2023), classificando os ovos em três categorias (A, B e C) conforme a presença e a distribuição de manchas ou irregularidades visíveis na superfície da casca.

Para garantir medições precisas da espessura da casca, foi adotado um protocolo de preparação, segundo a metodologia adaptada de Carter (1968). Primeiramente, as cascas foram lavadas cuidadosamente em água corrente para remover resíduos do conteúdo interno. Em seguida, as amostras foram deixadas para secar em temperatura ambiente (~25°C) por 48 horas em um local protegido. Após a secagem completa, a espessura da casca foi medida utilizando um micrômetro digital de alta precisão (Dasqua, modelo 417.0028, Brasil), com resolução de 0,001 mm. Para maior confiabilidade, três medições foram realizadas em diferentes regiões do ovo — polo largo, polo estreito e região equatorial —, sendo a média desses valores adotada como a espessura representativa da amostra.

A partir dos dados coletados, foram calculados o índice de gema (IG), conforme a Equação 3, e a Unidade Haugh (HU), conforme a Equação 4.

$$IG = \frac{\text{Altura da gema}}{\text{Diâmetro da gema}} \quad (\text{Eq. 3})$$

$$HU = 100 \times \log(\text{Altura do albumen} - 1,7 * (\text{Peso do ovo})^{0,37}) + 7,6 \quad (\text{Eq. 4})$$

Validação e classificação

A pesquisa buscou responder duas perguntas principais relacionadas à análise da translucência da casca de ovos: (1) a translucência pode ser automatizada e medida de forma quantitativa? e (2) a translucência pode substituir variáveis tradicionalmente medidas por métodos intrusivos? A fim de investigar essas questões, adotou-se uma abordagem metodológica em duas etapas: inicialmente, foi realizada a comparação entre a classificação visual (manual) da translucência e suas versões numéricas extraídas por processamento digital de imagens. Em seguida, avaliou-se o potencial das medidas de translucência como substitutas de variáveis intrusivas.

Quantificação automatizada da translucência

A primeira etapa consistiu em verificar a viabilidade de se medir a translucência de forma quantitativa e automatizada. Para isso, a classificação visual dos ovos em três categorias (A, B e C), baseada na presença e distribuição de manchas na casca, foi comparada com os valores obtidos por duas métricas numéricas: translucência relativa e translucência percentual.

Inicialmente, foi realizada uma análise exploratória dos dados para visualizar a distribuição das medidas de translucência numérica em cada categoria manual. Essa visualização permitiu identificar sobreposições, tendências centrais e dispersões associadas a cada grupo, etapa fundamental para avaliar a separabilidade entre classes.

Posteriormente, foram aplicados modelos de classificação supervisionada com o objetivo de prever a classe visual (A, B ou C) a partir das medidas numéricas. As variáveis de entrada (*features*) foram as medidas de translucência, enquanto a variável-alvo foi a classificação manual. Os modelos empregados foram: *K-Nearest Neighbors* (KNN); *Support Vector Machine* (SVM); e *Random Forest*. Todos os ensaios e análises estatísticas foram realizados utilizando a linguagem R, por meio da versão 2024.12.1+563 do RStudio. Para todos os testes, a base de dados foi dividida em conjuntos de treinamento (75%) e teste (25%) por meio de uma distribuição aleatória e representativa das classes.

O método *K-Nearest Neighbors* (KNN) foi implementado com valor de $k = 5$. Isso indica que o algoritmo classificou uma nova observação com base nos rótulos da maioria entre seus cinco vizinhos mais próximos, calculados a partir da distância euclidiana no espaço das variáveis de translucência (Henderi et al., 2021). Antes da aplicação do modelo, as variáveis numéricas foram padronizadas (com média zero e desvio padrão igual a um) utilizando a função, garantindo que ambas contribuíssem igualmente para o cálculo de distância.

O método *Support Vector Machine* (SVM) foi utilizado enquanto um modelo que buscou encontrar hiperplanos ótimos de separação entre as classes no espaço das variáveis de translucência, mesmo em contextos com alta dimensionalidade. Inicialmente, as variáveis numéricas foram padronizadas para assegurar comparabilidade e bom desempenho do algoritmo. A variável-alvo, que representa a classificação visual das amostras, foi convertida para o tipo fator, com níveis "A", "B" e "C", preparando o conjunto para a tarefa de classificação. O classificador foi configurado para o tipo "*C-classification*" e com o kernel "*linear*", visando maximizar a margem entre as fronteiras das classes.

O modelo *Random Forest* é um algoritmo de aprendizado ensemble, que combina os resultados de diversas árvores de decisão construídas sobre amostras aleatórias dos dados e das variáveis preditoras, promovendo maior estabilidade e precisão preditiva (Palmar et al., 2018). A variável-alvo, neste caso, também foi tratada como fator, condição necessária para a tarefa de classificação. O classificador foi treinado com 10 árvores utilizando como preditores as variáveis de translucência numérica, previamente padronizadas.

A performance dos modelos foi avaliada e comparada com base nas matrizes de confusão e em métricas de desempenho classificatório. Neste estudo, foram consideradas as seguintes métricas: acurácia, precisão, revocação (recall) e F1-score, que juntas

fornece uma visão abrangente sobre a qualidade das previsões realizadas por cada modelo.

Substituição de variáveis intrusivas

A segunda etapa de análise dos dados teve como objetivo investigar se as medidas de translucência, obtidas de forma não-invasiva, poderiam substituir variáveis tradicionalmente coletadas de forma intrusiva, como a espessura da casca, altura da gema, altura do albúmen e peso da casca. Essa análise foi conduzida em duas frentes complementares: a identificação da relevância da translucência por meio da análise da matriz de correlação e a construção de modelos de regressão para prever variáveis intrusivas com base apenas em características não-intrusivas. Novamente, todas as análises foram realizadas utilizando a linguagem R, na versão 2024.12.1+563 do RStudio.

Na primeira abordagem, foi analisada a matriz de correlação entre as variáveis do conjunto de dados, com o objetivo de identificar possíveis associações entre características obtidas de forma não-invasiva — como a translucência percentual — e variáveis tradicionalmente medidas de forma intrusiva, como a espessura da casca, o peso da casca, a altura do albúmen e a altura da gema. Para essa análise, foi utilizado o coeficiente de correlação de Spearman, uma medida não paramétrica que avalia relações monotônicas, mesmo na ausência de linearidade estrita entre as variáveis (Song et al., 2022).

A segunda abordagem consistiu na construção de modelos preditivos com algoritmos de regressão supervisionada. O objetivo foi verificar se é possível prever variáveis qualitativas a partir de medidas de translucência, em específico a translucência percentual.

Dois modelos distintos foram utilizados. O primeiro foi a Regressão Linear Múltipla, que busca estabelecer uma relação linear entre as variáveis preditoras e a variável resposta (Uyanik & Guler, 2013). O segundo modelo utilizado foi o algoritmo de *Support Vector Machine* (SVM), na modalidade de regressão (*epsilon-regression*), com função de kernel radial, que permitiu capturar relações não lineares entre as variáveis (Parreño & Anter, 2024). O modelo foi treinado com todos os dados disponíveis, e as previsões foram geradas a partir das variáveis não-invasivas.

Ambos os modelos foram avaliados e comparados com base nas métricas de desempenho: R^2 - coeficiente de determinação; EM - erro médio; RQEM - raiz quadrada do erro-médio; SQR - soma dos quadrados de regressão; SQE - soma dos quadrados dos erros; e SQT - soma dos quadrados total (SQT). A comparação entre os desempenhos desses modelos permitiu identificar se a inclusão da translucência melhora significativamente a capacidade preditiva, o que forneceria evidência de que essa variável pode, de fato, substituir ou complementar medições intrusivas.

Resultados e Discussão

Processamento digital

A Figura 3 ilustra as principais etapas do processamento digital aplicado às imagens das cascas de ovos brancos (A) e vermelhos (B), evidenciando visualmente o fluxo de transformação da imagem original até a segmentação final das regiões de interesse.

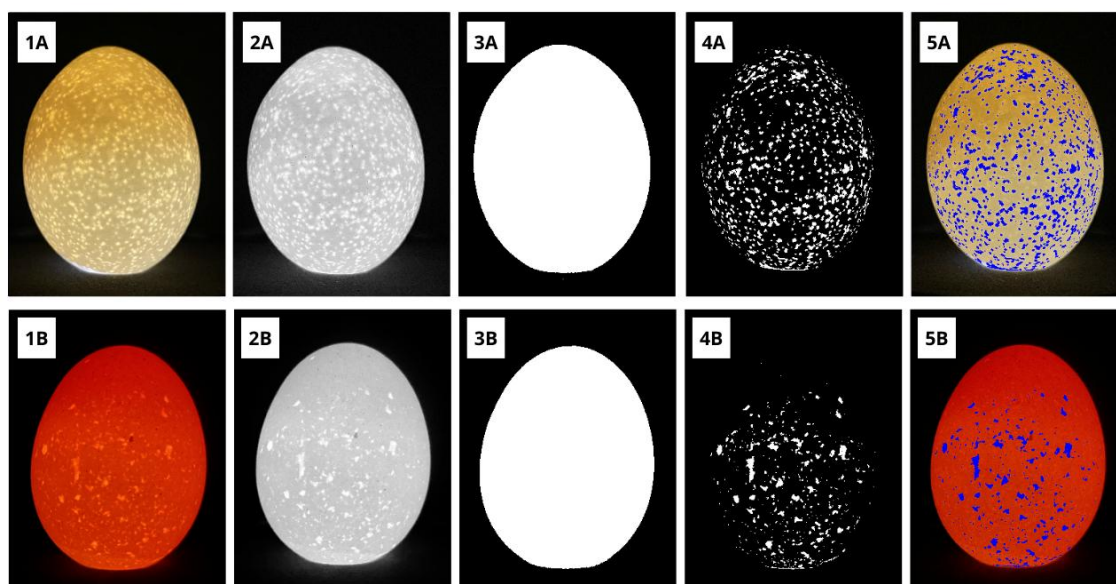


Figura 2. Etapas do processamento digital de uma amostra de casca de ovo branca (A) e de casca vermelha (B). 1: imagem original RGB; 2: imagem com o canal R; 3: imagem segmentada dos ovos; 4: imagem segmentada das imperfeições; 5: imagem original sobreposta com imperfeições (em azul).

Inicialmente, partiu-se de uma imagem em cores no formato RGB (Figura 2.1, A e B), adquirida por meio do sistema padronizado de captura. Para facilitar a segmentação e reduzir a complexidade computacional, a imagem foi decomposta nos três canais básicos (vermelho, verde e azul), sendo utilizado apenas o canal correspondente à componente vermelha (R), conforme ilustrado na Figura 2.2 (A e B). A escolha do canal R se justifica pela sua capacidade de maximizar o contraste entre o ovo e o fundo escuro, favorecendo a separação do objeto de interesse — o ovo — dos elementos externos e artefatos visuais. Essa abordagem é frequentemente relatada na literatura como uma técnica eficaz em contextos de análise de imagens com iluminação artificial controlada (Gonzalez & Woods, 2010).

Em seguida, aplicou-se uma etapa de limiarização, convertendo a matriz de intensidade em uma imagem binária com base em um valor de referência (threshold) pré-definido. Essa limiarização permitiu isolar o contorno completo do ovo (Figura 2.3, A e B), ao classificá-lo como a principal região de interesse na imagem. A seleção apropriada do valor de threshold foi essencial para evitar tanto a inclusão de ruídos indesejados quanto a

exclusão de partes significativas da casca, especialmente em casos com sombras ou iluminação não homogênea. Conforme apontado por Wang et al. (2020), a eficácia da segmentação está diretamente relacionada à escolha precisa do limiar de intensidade.

Para isolar as áreas de maior translucência — interpretadas como imperfeições na estrutura da casca — foi aplicada uma nova limiarização mais restritiva, resultando na identificação de regiões com maior intensidade luminosa no canal vermelho. Essas regiões, geralmente associadas à presença de poros ou microfissuras, foram evidenciadas na Figura 2.4 (A e B). Em ambos os tipos de casca, o método mostrou-se sensível à presença dessas variações estruturais.

Após a segmentação das imperfeições, as regiões extraídas foram sobrepostas à imagem original, resultando em uma fusão visual que permitiu a inspeção qualitativa do desempenho do algoritmo. Na Figura 2.5 (A e B), observa-se que as imperfeições foram destacadas em azul sobre a imagem do ovo original, evidenciando a correspondência entre as regiões segmentadas e os pontos de maior translucência detectados.

Esse processo possibilitou a extração de atributos morfométricos, como a área total da casca e a área correspondente às regiões translúcidas. Com esses dados, foi possível calcular a proporção relativa e percentual da translucência em relação à área total do ovo, fornecendo uma métrica nova e objetiva para a análise quantitativa da qualidade da casca.

A translucência pode ser automatizada e medida de forma quantitativa?

A Tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas dos valores percentuais de translucência (%) calculados por imagem, segmentados pelas categorias manuais de translucência (A, B e C) e pelo tipo de casca (branca e vermelha). Na classe A, que representa ovos com baixa translucência, as médias de translucência percentual são as menores do conjunto, com 3,21% para ovos brancos e 2,99% para ovos vermelhos. Os valores máximos permanecem abaixo de 9%, e os desvios padrão são relativamente baixos, indicando uniformidade nas amostras dessa classe.

Tabela 2. Estatísticas descritivas da translucência percentual (%) obtida por processamento digital de imagens, segundo a classificação manual (A, B e C) e o tipo de casca (branca e vermelha).

Translucência (Score)	Casca	Translucência Percentual (%)			
		Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
A	Branca	3,2122	0,8937	1,4504	4,9102
	Vermelha	2,9908	1,1129	0,6379	8,6023
B	Branca	5,6861	0,9944	3,5400	8,6368
	Vermelha	5,8279	1,0262	3,1470	9,4947
C	Branca	10,1386	1,8971	7,4208	13,9067
	Vermelha	12,2099	4,5054	7,0698	25,5183

Na classe B, observa-se um salto nos valores médios, com 5,69% e 5,83% para cascas brancas e vermelhas, respectivamente. Os desvios padrão se mantêm em torno de 1%, sugerindo que a classe B tem maior variabilidade que a classe A, mas ainda apresenta uma distribuição relativamente compacta. Já na classe C, nota-se um aumento expressivo na média de translucência, sobretudo para ovos vermelhos, que atingem 12,21%, em comparação com 10,14% nos ovos brancos. O desvio padrão para ovos vermelhos (4,51%) indica uma ampla dispersão, refletida também no valor máximo de translucência (25,52%). Essa maior variabilidade pode ser explicada por diferenças mais marcantes na estrutura da casca ou pela maior sensibilidade da técnica automática em capturar variações sutis em ovos com alta translucência.

A Figura 3 apresenta um gráfico boxplot comparando os valores percentuais de translucência calculados automaticamente com base em imagens com as categorias de translucência atribuídas manualmente (A, B e C) para ovos brancos e vermelhos. Corroborando com os resultados apresentados na tabela 2, observa-se uma tendência clara de aumento no valor de translucência (%) conforme a classificação manual progride de A para C, o que sugere uma boa correspondência entre os escores visuais e os valores obtidos por processamento digital de imagens.

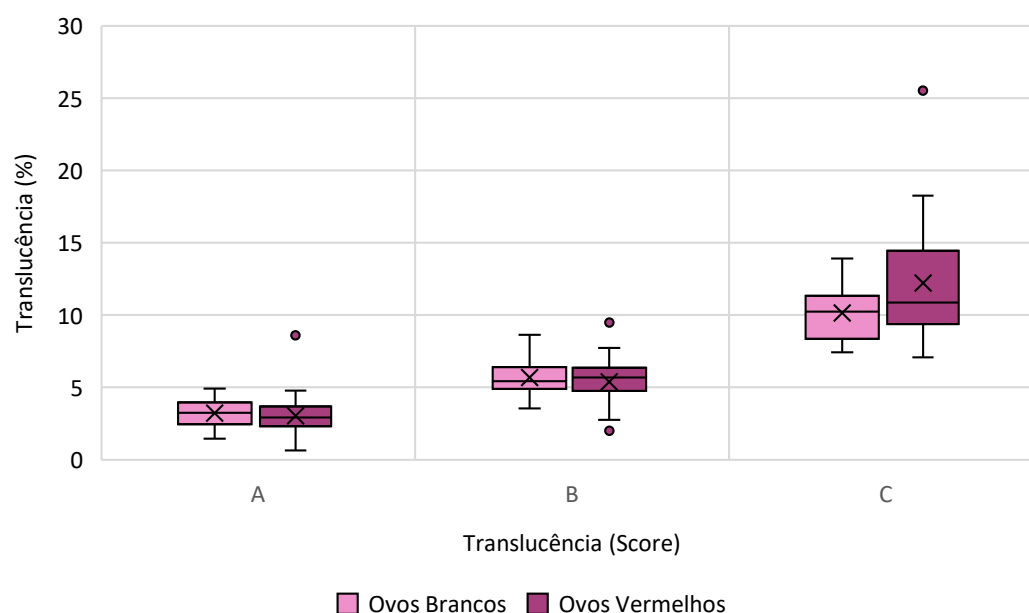


Figura 3. Boxplots das métricas de translucência por classe visual (A, B e C)

Na classe A, os valores percentuais ficaram concentrados abaixo de 5%, com pouca variação entre ovos brancos e vermelhos. Já na classe B, os valores de translucência aumentam, com mediana em torno de 5 a 6%, mantendo-se relativamente consistentes entre os dois tipos de casca. A maior diferença aparece na classe C, onde há maior dispersão dos dados e os valores médios e máximos de translucência sobem significativamente, ultrapassando os 10% em ambos os grupos e chegando a quase 20% nos ovos vermelhos, com presença de um outlier próximo de 26%.

A consistência na tendência crescente e o espaçamento entre os quartis reforçam a validade da metodologia automática para quantificar a translucência da casca. Além disso, a semelhança entre os comportamentos de ovos brancos e vermelhos indica que a classificação automatizada é robusta frente à variação de pigmentação da casca.

Dado os resultados promissores da análise exploratória, a Tabela 3 apresenta uma comparação entre os modelos KNN, SVM e *Random Forest* quanto ao desempenho na classificação da translucência das cascas de ovos. De forma geral, o modelo *Support Vector Machine* (SVM) apresentou o melhor desempenho, alcançando a maior acurácia geral (93,06%) e os melhores F1-scores para as classes A e B, demonstrando equilíbrio entre precisão e recall. A precisão perfeita (1,000) da SVM para a classe A é um destaque, indicando que o modelo não cometeu falsos positivos nessa categoria durante os testes.

Tabela 3. Desempenho dos modelos de classificação da translucência, em função das medidas automáticas (translucência numérica)

Modelo	Acurácia	Precisão			Recall			F1-Score		
	Geral	A	B	C	A	B	C	A	B	C
KNN	0.8889	0.914	0.903	0.667	0.970	0.848	0.667	0.941	0.875	0.667
SVM	0,9306	1,000	0,912	0,667	0,969	0,939	0,667	0,985	0,925	0,667
Random Forest	0,9143	0.914	0.867	0.857	0.941	0.897	0.667	0.927	0.882	0.750

O modelo *Random Forest* também apresentou resultados robustos, com acurácia geral de 91,43% e desempenho competitivo nas três classes. Embora tenha ficado ligeiramente atrás da SVM nas classes A e B, o Random Forest obteve o maior F1-score para a classe C (0,750), sugerindo uma vantagem na identificação correta dos ovos classificados com maior grau de translucência. Esse resultado é especialmente relevante considerando que a classe C, em geral, tende a apresentar maior variabilidade nos dados e menor frequência relativa, o que pode dificultar sua correta classificação.

O modelo KNN apresentou o menor desempenho entre os três, com acurácia geral de 88,89% e F1-score inferior nas três classes, especialmente na classe C (0,667), onde tanto a precisão quanto o recall foram os mais baixos. Esse resultado pode indicar maior sensibilidade do KNN à distribuição dos dados e ao número de vizinhos selecionado, o que pode comprometer seu desempenho em contextos com classes menos representadas ou com maior sobreposição entre categorias. Outros estudos comparativos, de outras áreas, também observaram um desempenho inferior do KNN quando comparado a outros métodos de classificação (Oliveira-Boreli et al., 2023; Raghuwanshi et al., 2022; Islam et al., 2022; Kutlay et al., 2019).

Por fim, observa-se que todos os modelos apresentaram desempenho inferior na classe C, com recall de apenas 66,7% em todos os casos, indicando uma dificuldade comum em identificar corretamente os ovos com maior translucência. Esse ponto reforça a necessidade de estratégias adicionais, como ajuste de pesos ou técnicas de balanceamento, para melhorar a sensibilidade dos modelos em relação a essa classe.

A translucência pode prever outros parâmetros qualitativos?

A análise da matriz de correlação (Tabela 4) revelou que a translucência relativa da casca (T) apresenta correlações fracas com todas as variáveis analisadas, sendo a correlação positiva mais expressiva com a espessura média da casca (EM), com um coeficiente de 0,258. Esse resultado sugere que ovos com cascas mais espessas tendem a apresentar maior translucência, possivelmente devido à presença de áreas mais densas ou

irregulares que interferem na passagem da luz. Tal resultado corrobora com os achados obtidos por Wang et al. (2017). O peso da casca (PC) também demonstrou correlação positiva com T ($r = 0,192$), indicando uma relação complementar, uma vez que cascas mais pesadas podem ser indiretamente associadas a uma maior espessura. As demais variáveis, como peso total do ovo, altura, largura, peso interno e características da gema e do albúmen, apresentaram correlações muito baixas com T, indicando que os atributos internos e dimensionais do ovo têm pouca influência na translucência da casca.

Tabela 4. Matriz de correlação de Spearman entre a translucência relativa da casca (T) e as variáveis morfométricas e qualitativas dos ovos

	T	PT	A	L	PI	CG	DG	AA	AG	PC	IG	UH	EM
T	1,000	0.069	0.037	0.015	0.049	-0.031	-0.048	0.135	0.057	0.192	0.064	0.103	0.258
PT		1,000	0.835	0.883	0.972	-0.126	0.678	-0.048	0.011	0.665	-0.367	-0.296	0.115
A			1,000	0.628	0.803	-0.146	0.645	-0.094	-0.065	0.596	-0.398	-0.302	0.019
L				1,000	0.873	-0.047	0.630	-0.090	-0.054	0.589	-0.394	-0.311	0.094
PI					1,000	-0.096	0.653	-0.003	0.032	0.522	-0.340	-0.248	0.041
CG						1,000	-0.018	-0.208	-0.395	-0.015	-0.237	-0.174	-0.021
DG							1,000	-0.147	-0.297	0.510	-0.739	-0.319	0.221
AA								1,000	0.366	-0.141	0.328	0.9618	0.058
AG									1,000	-0.039	0.838	0.346	-0.061
PC										1,000	-0.305	-0.305	0.400
IG											1,000	0.411	-0.157
UH												1,000	0.022
EM													1,000

Notas: T – Translucência relativa; PT – Peso total; A – Altura do ovo; L – Largura do ovo; PI – Peso interno; CG – Cor da gema; DG – Diâmetro da gema; AA – Altura do albúmen; AG – Altura da gema; PC – Peso da casca; IG – Índice de gema; UH – Unidade Haugh; EM – Espessura média da casca

A Tabela 5, por sua vez, apresenta as métricas de desempenho dos dois modelos preditivos para estimativa da espessura da casca e peso da casca – variáveis escolhidas com base na análise da correlação. As variáveis preditivas focaram nos parâmetros não-invasivos: translucência relativa, peso total, altura do ovo, e largura do ovo.

Na análise da variável espessura da casca, os resultados indicam que o modelo de Regressão Linear Múltipla obteve um R^2 de 0,122, o que sugere uma capacidade limitada de explicação da variabilidade da espessura da casca com base nas variáveis preditoras escolhidas. Isso é reforçado pelo valor de erro médio (EM), que foi de 0,048, indicando que o modelo apresenta um erro relativamente alto em média ao fazer previsões.

Em comparação, o modelo de RNA (*Deep Learning*) mostrou um desempenho ligeiramente superior, com um R^2 de 0,192, indicando uma capacidade maior de explicar a variabilidade da espessura da casca. A raiz quadrada do erro-médio (RQEM) para a RNA foi de 0,070, o que é significativamente menor que o valor obtido pela regressão linear,

indicando que a RNA tem um desempenho mais eficiente em termos de erro de previsão. Embora o SQR (soma dos quadrados de regressão) seja mais alto para a RNA, o modelo ainda apresenta uma SQE (soma dos quadrados dos erros) inferior, o que sugere que a RNA é mais eficaz em minimizar o erro de previsão.

Tabela 5. Desempenho médio dos modelos de regressão

Modelos	R ²	EM	RQEM	SQR	SQE	SQT
Variável alvo: Espessura da Casca						
Regressão Linear Múltipla	0,122	0,048	0,219	0,216	1,548	1,765
RNA (Deep Learning)	0.192	-0.019	0.070	0.294	1.426	1.765
Variável alvo: Peso da casca						
Regressão Linear Múltipla	0,354	0,632	0,795	173,18	315,76	488,94
RNA (Deep Learning)	0.463	-0.093	0.954	262,36	170,34	448,94

Notas: R² - coeficiente de determinação; EM - erro médio; RQEM - raiz quadrada do erro-médio; SQR - soma dos quadrados de regressão; SQE - soma dos quadrados dos erros; SQT - soma dos quadrados total (SQT).

Para a variável peso da casca, o desempenho dos modelos foi mais consistente. A Regressão Linear Múltipla obteve um R² de 0,354, refletindo uma explicação mais significativa da variabilidade do peso da casca em relação ao modelo para a espessura da casca. Contudo, o erro médio (EM) foi de 0,632, o que indica que, apesar de uma explicação razoável da variabilidade, o modelo apresenta uma quantidade considerável de erro na previsão dos valores do peso da casca.

A RNA (Deep Learning) superou a Regressão Linear Múltipla, com um R² de 0,463, o que demonstra uma melhora substancial na capacidade de explicação do modelo. Além disso, a RQEM de 0,954 para a RNA foi menor que a da regressão linear, sugerindo que o modelo de rede neural teve um desempenho mais robusto na previsão do peso da casca. O SQR e o SQE para a RNA também indicam que o modelo de rede neural é mais eficaz em minimizar tanto a variabilidade explicada quanto o erro de previsão, apresentando um SQT de 448,94, em comparação com 488,94 do modelo de regressão linear.

A translucência da casca do ovo se destaca, portanto, como um atributo único e possui características próprias que oferecem informações valiosas sobre a qualidade do ovo. No entanto, embora seja uma variável relevante por si só, não é recomendada a utilização da translucência para estimar diretamente outros parâmetros, como a espessura da casca ou o peso da casca. Isso ocorre porque a translucência, apesar de correlacionada com certos aspectos da qualidade do ovo, não reflete diretamente todas as variáveis envolvidas, como a estrutura física da casca ou a composição interna do ovo, que são

determinadas por processos biológicos distintos. Além disso, a dependência de modelos de previsão para estimar esses parâmetros a partir da translucência pode levar a uma perda de precisão, já que outras variáveis intrusivas (como a espessura real da casca) fornecem dados mais diretos e confiáveis. Assim, a recomendação deste artigo é que a translucência deve ser valorizada como uma medida complementar e não substitutiva para a avaliação completa de outros parâmetros de qualidade dos ovos.

Limitações e pesquisas futuras

Apesar dos resultados positivos obtidos neste estudo, algumas limitações precisam ser consideradas para garantir a aplicabilidade e a generalização do sistema automatizado de análise de translucência em contextos produtivos reais.

Em primeiro lugar, embora a amostra tenha incluído ovos de diferentes tipos de casca, sistemas de produção e faixas de peso, ainda se restringe a condições não conhecidas de linhagem, idade das aves reprodutoras e manejo alimentar. A literatura aponta que fatores como genética, nutrição e idade da poedeira têm forte influência sobre as propriedades morfológicas da casca, incluindo sua espessura, resistência e permeabilidade (Santos et al., 2024; Abdelqader et al., 2013; Elnesr et al., 2024). Assim, futuras pesquisas devem expandir qualitativamente e quantitativamente a base de dados para incluir ovos oriundos de matrizes pesadas, raças alternativas e diferentes estágios de postura, a fim de desenvolver modelos mais robustos e generalizáveis.

Além disso, a coleta de imagens proposta neste estudo foi realizada em ambiente controlado, sem influência de luz ambiente e com equipamento padronizado, o que favoreceu a consistência do processamento digital. No entanto, tais condições dificilmente são reproduzidas em ambientes comerciais, como granjas automatizadas ou unidades de classificação de ovos, onde a variabilidade luminosa, o movimento e o posicionamento dos ovos podem comprometer a acurácia do sistema (Wu et al., 2025; Ahmed et al., 2023). Dessa forma, recomenda-se a validação do método em ambientes operacionais reais, com adaptações técnicas para lidar com ruídos e interferências visuais comuns nesse tipo de aplicação.

Outro ponto crítico está na dependência de rótulos manuais para o treinamento dos modelos supervisionados. A classificação visual da translucência, embora amplamente utilizada, carrega um grau de subjetividade — especialmente nas categorias intermediárias — que pode afetar a qualidade dos dados de treinamento (Orellana et al., 2023). Estudos futuros poderiam adotar estratégias de aprendizado semi-supervisionado ou aprendizado ativo, que reduzam a necessidade de rotulagem humana contínua e tornem os modelos mais adaptativos a novas condições de uso, como destaca as metodologias apresentadas por Ouali et al. (2020).

Do ponto de vista técnico, os modelos preditivos utilizados neste estudo apresentaram desempenho apenas moderado na estimativa de variáveis como espessura e peso da casca, com coeficientes de determinação relativamente baixos ($R^2 < 0,5$). Isso indica que, embora a translucência esteja associada a aspectos estruturais da casca, ela não substitui integralmente as medições intrusivas, já que reflete um fenômeno óptico e não mensura diretamente atributos como composição mineral ou estrutura cristalina. Portanto, sua aplicação deve ser considerada como um indicador complementar de qualidade, e não como um substituto direto de variáveis estruturais mais específicas.

Conclui-se, portanto, que o sistema automatizado desenvolvido representa uma importante inovação na análise da qualidade de ovos, mas requer validações adicionais e ajustes tecnológicos para sua consolidação como ferramenta de uso prático e confiável na cadeia avícola.

Conclusão

Esta pesquisa apresentou o desenvolvimento e aplicação de um sistema baseado nos conceitos de visão computacional e aprendizado de máquina pode ser uma alternativa viável, objetiva e não destrutiva para a análise da translucência da casca de ovos, com alto grau de concordância em relação à avaliação visual tradicional. O sistema proposto foi capaz de quantificar com precisão as regiões translúcidas e classificá-las com elevado desempenho, especialmente por meio do modelo SVM, que alcançou acurácia superior a 90%. Embora os modelos de regressão tenham indicado correlações moderadas entre translucência e variáveis intrusivas, como espessura e peso da casca, os resultados sugerem que a translucência deve ser utilizada como um parâmetro complementar e não substitutivo ou preditor de outras variáveis. A abordagem apresentada se mostra promissora para modernizar os processos de controle de qualidade na cadeia avícola, contribuindo para a automação, padronização e aumento da eficiência operacional.

Financiamento Este trabalho foi financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP – 2022/07442-8) e pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

Referências

Ab Nasir, A. F., Sabarudin, S. S., Majeed, A. P. A., & Ghani, A. S. A. (2018, April). Automated egg grading system using computer vision: Investigation on weight measure versus shape parameters. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 342, No. 1, p. 012003). IOP Publishing.

- Abd Aziz, N. S. N., Daud, S. M., Dziyauddin, R. A., Adam, M. Z., & Azizan, A. (2020). A review on computer vision technology for monitoring poultry farm—application, hardware, and software. *IEEE access*, 9, 12431-12445.
- Abdelqader, A., Al-Fataftah, A. R., & Daş, G. (2013). Effects of dietary *Bacillus subtilis* and inulin supplementation on performance, eggshell quality, intestinal morphology and microflora composition of laying hens in the late phase of production. *Animal Feed Science and Technology*, 179(1-4), 103-111.
- Ahmed, M. W., Hossainy, S. J., Khaliduzzaman, A., Emmert, J. L., & Kamruzzaman, M. (2023). Non-destructive optical sensing technologies for advancing the egg industry toward Industry 4.0: A review. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 22(6), 4378-4403.
- Ahmed, M. W., Sprigler, A., Emmert, J. L., Dilger, R. N., Chowdhary, G., & Kamruzzaman, M. (2025). Non-destructive detection of pre-incubated chicken egg fertility using hyperspectral imaging and machine learning. *Smart Agricultural Technology*, 100857.
- Alikhanov, J., Penchev, S. M., Georgieva, T. D., Moldazhanov, A., Shynybay, Z., & Daskalov, P. I. (2018). An indirect approach for egg weight sorting using image processing. *Journal of food measurement and characterization*, 12, 87-93.
- Almeida, G. R. D., Mendonça, M. D. O., Weitzel, L. C. D. C., Bittencourt, T. M., Matos, A. S. D., Valentim, J. K., ... & Oliveira, A. Q. C. D. (2021). Physical quality of eggs of four strains of poultry. *Acta Scientiarum. Animal Sciences*, 43, e52738.
- Aragua, A., & Mabayo, V. Í. (2018). A cost-effective approach for chicken egg weight estimation through computer vision. *International Journal of Agriculture Environment and Food Sciences*, 2(3), 82-87.
- Atwa, E. M., Xu, S., Rashwan, A. K., Abdelshafy, A. M., ElMasry, G., Al-Rejaie, S., ... & Pan, J. (2024). Advances in Emerging Non-Destructive Technologies for Detecting Raw Egg Freshness: A Comprehensive Review. *Foods*, 13(22), 3563.
- Bischof, G., Januschewski, E., & Juadjur, A. (2024). Authentication of laying hen housing systems based on egg yolk using 1H NMR spectroscopy and machine learning. *Foods*, 13(7), 1098.
- Carter, T. C. (1968). The hen's egg: estimation of egg mean and flock mean shell thickness. *British Poultry Science*, 9(4), 343-357.
- Çevik, K. K., Koçer, H. E., & Boğa, M. (2022). Deep learning based egg fertility detection. *Veterinary Sciences*, 9(10), 574.
- Chousalkar, K. K., Flynn, P., Sutherland, M., Roberts, J. R., & Cheetham, B. F. (2010). Recovery of *Salmonella* and *Escherichia coli* from commercial egg shells and effect of translucency on bacterial penetration in eggs. *International journal of food microbiology*, 142(1-2), 207-213.
- Dal'Alba, G. M., Melek, C., Schneider, M., Deolindo, G. L., Boiago, M. M., Faria, G. A., ... & Araujo, D. N. (2020). In ovo nutrition using honey: effects on hatchability, performance and carcass yields in broilers. *Research, Society and Development*, 9(8), e43985178-e43985178.
- Elnesr, S. S., Mahmoud, B. Y., da Silva Pires, P. G., Moraes, P., Elwan, H. A., El-Shall, N. A., ... & Alagawany, M. (2024). Trace minerals in laying hen diets and their effects on egg quality. *Biological Trace Element Research*, 202(12), 5664-5679.

- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2010). *Processamento digital de imagem*. Pearson, ISBN-10: 8576054019.
- Grift, T. E., Zhao, W., Momin, M. A., Zhang, Y., & Bohn, M. O. (2017). Semi-automated, machine vision based maize kernel counting on the ear. *Biosystems Engineering*, 164, 171-180.
- Henderi, H., Wahyuningsih, T., & Rahwanto, E. (2021). Comparison of Min-Max normalization and Z-Score Normalization in the K-nearest neighbor (kNN) Algorithm to Test the Accuracy of Types of Breast Cancer. *International Journal of Informatics and Information Systems*, 4(1), 13-20.
- Holst, W. F., Almquist, H. J., & Lorenz, F. W. (1932). A study of shell texture of the hen's egg. *Poultry Science*, 11(3), 144-149.
- Islam, S., Rehman, A. U., Javaid, S., Ali, T. M., & Nawaz, A. (2022, November). An integrated machine learning framework for classification of cirrhosis, fibrosis, and hepatitis. In *2022 Third International Conference on Latest trends in Electrical Engineering and Computing Technologies (INTELLECT)* (pp. 1-6). IEEE.
- Kutlay, A., & Karađuzović-Hadžiabdić, K. (2019, June). Static based classification of malicious software using machine learning methods. In *International Symposium on Innovative and Interdisciplinary Applications of Advanced Technologies* (pp. 621-628). Cham: Springer International Publishing.
- Ledvinka, Z., Zita, L., & Klesalová, L. (2012). Egg quality and some factors influencing it: a review. *Scientia agriculturae bohémica*, 43(1), 46-52.
- Marquez, L., Hill, T., Worthley, R., & Remus, W. (1991, January). Neural network models as an alternative to regression. In *Proceedings of the Twenty-Fourth Annual Hawaii International Conference on System Sciences* (Vol. 4, pp. 129-135). IEEE.
- Narushin, V. G., Volkova, N. A., Dzhagaev, A. Y., Griffin, D. K., Romanov, M. N., & Zinovieva, N. A. (2025). Coupling artificial intelligence with proper mathematical algorithms to gain deeper insights into the biology of birds' eggs. *Animals*, 15(3), 292.
- Neto, F. L. K., Barbosa, B. B., Novaes, G. A., Blank, M. H., Fireman, A. K. A. T., Junior, A. B., & Pereira, R. J. G. (2024). Eggshell translucency: its relationship with specific gravity and eggshell color and its influence on broiler egg weight loss, hatchability, and embryonic mortalities. *Poultry Science*, 103(5), 103528.
- Nyalala, I., Okinda, C., Kunjie, C., Korohou, T., Nyalala, L., & Chao, Q. (2021). Weight and volume estimation of poultry and products based on computer vision systems: a review. *Poultry Science*, 100(5), 101072.
- Okinda, C., Sun, Y., Nyalala, I., Korohou, T., Opiyo, S., Wang, J., & Shen, M. (2020). Egg volume estimation based on image processing and computer vision. *Journal of Food Engineering*, 283, 110041.
- Oliveira-Boreli, F. P., Pereira, D. F., Gonçalves, J. A., da Silva, V. Z., & de Alencar Nääs, I. (2023). Non-destructive assessment of hens' eggs quality using image analysis and machine learning. *Smart Agricultural Technology*, 4, 100161.

- Orellana, L.; Neves, D.; Krehling, J.; Burin, R.; Soster, P.; Almeida, L.; Macklin, K. 2023. Effect of translucency and eggshell color on broiler breeder egg hatchability and hatch chick weight. *Poultry Science* 102(9): 102866.
- Ortiz, D., Lawson, T., Jarrett, R., Ring, A., Scoles, K. L., Hoverman, L., ... & Rocheford, T. (2021). Biofortified orange corn increases xanthophyll density and yolk pigmentation in egg yolks from laying hens. *Poultry Science*, 100(7), 101117.
- Ouali, Y., Hudelot, C., & Tami, M. (2020). An overview of deep semi-supervised learning. *arXiv preprint arXiv:2006.05278*.
- Parmar, A., Katariya, R., & Patel, V. (2018, August). A review on random forest: An ensemble classifier. In *International conference on intelligent data communication technologies and internet of things* (pp. 758-763). Cham: Springer International Publishing.
- Parreño, S. J. E., & Anter, M. C. J. (2024). New approach for forecasting rice and corn production in the Philippines through machine learning models. *Multidisciplinary Science Journal*, 6(9), 2024168-2024168.
- Raghuwanshi, S., Singh, M., Rath, S., & Mishra, S. (2022). Prominent cancer risk detection using ensemble learning. In *Cognitive Informatics and Soft Computing: Proceeding of CISC 2021* (pp. 677-689). Singapore: Springer Nature Singapore.
- Ren, G., Lin, T., Ying, Y., Chowdhary, G., & Ting, K. C. (2020). Agricultural robotics research applicable to poultry production: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 169, 105216.
- Roberts, J. R. (2004). Factors affecting egg internal quality and egg shell quality in laying hens. *The Journal of Poultry Science*, 41(3), 161-177.
- Santos, M. J., Ludke, M. C., Silva, L. M., Rabello, C. B., Barros, M. R., Costa, F. S., ... & Wanderley, J. S. (2024). Complexed amino acid minerals vs. bis-glycinate chelated minerals: Impact on the performance of old laying hens. *Animal Nutrition*, 16, 395-408.
- Sehirli, E., & Arslan, K. (2022). An application for the classification of egg quality and haugh unit based on characteristic egg features using machine learning models. *Expert Systems with Applications*, 205, 117692.
- Sokovnin, S. (2021). An electron beam technology of surface disinfection of the packed egg. *Food and Bioprocess Processing*, 127, 276-281.
- Soltani, M., Omid, M., & Alimardani, R. (2015). Egg volume prediction using machine vision technique based on pappus theorem and artificial neural network. *Journal of food science and technology*, 52, 3065-3071.
- Song, H., Xu, S., Luo, K., Hu, M., Luan, S., Shao, H., ... & Hu, H. (2022). Estimation of genetic parameters for growth and egg related traits in Russian sturgeon (*Acipenser gueldenstaedtii*). *Aquaculture*, 546, 737299.
- Subramani, T., Jeganathan, V., & Kunkuma Balasubramanian, S. (2024). Machine learning and deep learning techniques for poultry tasks management: a review. *Multimedia Tools and Applications*, 1-43.

- Uyanık, G. K., & Güler, N. (2013). A study on multiple linear regression analysis. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 106, 234-240.
- Wang, D. H., Li, Y. J., Liu, L., Liu, J. S., Bao, M., Yang, N., ... & Ning, Z. H. (2017). Traits of eggshells and shell membranes of translucent eggs. *Poultry science*, 96(2), 351-358.
- Wang, Z., Wang, E., & Zhu, Y. (2020). Image segmentation evaluation: a survey of methods. *Artificial Intelligence Review*, 53(8), 5637-5674.
- Wengerska, K., Batkowska, J., & Drabik, K. (2023). The eggshell defect as a factor affecting the egg quality after storage. *Poultry Science*, 102(7), 102749.
- Wu, Z., Zhang, H., & Fang, C. (2025). Research on machine vision online monitoring system for egg production and quality in cage environment. *Poultry Science*, 104(1), 104552.
- Yang, X., Bist, R. B., Paneru, B., Liu, T., Applegate, T., Ritz, C., ... & Chai, L. (2024). Computer vision-based cybernetics systems for promoting modern poultry farming: a critical review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 225, 109339.
- Yang, X., Bist, R. B., Subedi, S., & Chai, L. (2023). A computer vision-based automatic system for egg grading and defect detection. *Animals*, 13(14), 2354.
- Zhang, H. D., Zhao, X. F., Ren, Z. Z., Tong, M. Q., Chen, J. N., Li, S. Y., ... & Wang, D. H. (2021). Comparison between different breeds of laying hens in terms of eggshell translucency and its distribution in various ends of the eggshell. *Poultry Science*, 100(12), 101510.

INTERAÇÃO ENTRE O AMBIENTE E O EMBRIÃO: PERCEPÇÃO EMBRIONÁRIA DE TEMPERATURA, SOM E LUZ EM OVOS DE FRANGOS DE CORTE

Sérgio Luís de Castro Júnior^{1*}, Jumara Coelho Ticiano², Idemauro Antonio Rodrigues de Lara³, João César Reis Alves³, Robson Mateus Freitas Silveira¹, Iran José Oliveira da Silva¹

¹Environment Livestock Research Group (NUPEA), Department of Biosystems Engineering, "Luiz de Queiroz" College of Agriculture, University of São Paulo, Piracicaba, São Paulo, Brazil

²Grupo Alvorada Incubatório, Itapetininga, São Paulo, Brazil

³Department of Exact Sciences, "Luiz de Queiroz" College of Agriculture, University of São Paulo, Piracicaba, São Paulo, Brazil

* Corresponding author: sergio.castro@usp.br

RESUMO: Este estudo avaliou a influência da idade das matrizes (34 e 63 semanas) na percepção sensorial embrionária de ovos férteis de frangos de corte durante a incubação artificial, considerando estímulos térmicos (35 °C, 37,5 °C e 40 °C), luminosos (100, 200 e 300 lux) e sonoros (80, 90 e 100 dB). Foram utilizados 160 ovos, submetidos a mensurações internas com sensores miniaturizados que captaram temperatura, som e luz em quatro momentos (dias 0, 7, 14 e 18 da incubação). Os resultados mostraram que ovos de matrizes mais velhas apresentaram maior porosidade (70,7 vs. 44,2), maiores dimensões (60,46 mm de comprimento vs. 57,28 mm) e embriões maiores no 18º dia (33,8 g e 77,1 mm de comprimento) em comparação com ovos de matrizes mais jovens (31,9 g e 72,7 mm). Observou-se aumento significativo na temperatura interna dos ovos ao longo da incubação, com valores médios que variaram de 28,05 °C (dia 0, 35 °C externo) a 37,28 °C (dia 18, 40 °C externo). A luminosidade interna também aumentou com o tempo, alcançando até 84,6 lux sob 300 lux externos. Na percepção sonora, a amplitude interna variou entre 125 e 377 volts, sendo maior no dia 18, especialmente em ovos de matrizes mais velhas. Conclui-se que modulação dos estímulos ambientais podem ser, portanto, associadas às diferenças nas propriedades físicas da casca, como espessura, peso e porosidade.

Keywords: Incubação artificial, Estímulos ambientais, Percepção embrionária, Temperatura, Luz, Som.

1. Introdução

A incubação comercial de ovos férteis é um dos processos mais importantes na avicultura de corte, desempenhando um papel vital na eficiência produtiva e na qualidade dos pintos de um dia. Durante os 21 dias de desenvolvimento embrionário, diversos fatores ambientais (no contexto da ambiência pré-porteira) influenciam o sucesso da eclosão, incluindo temperatura, umidade, ventilação e manuseio dos ovos (Mesquita et al., 2021; Kettrukat et al., 2023). O controle rígido desses fatores visa reproduzir condições ideais para o crescimento dos embriões, garantindo taxas elevadas de eclosão e melhor desempenho pós-eclosão. Apesar dos avanços tecnológicos que permitiram um controle mais preciso das

condições de incubação, ainda existem grandes desafios para compreender como os embriões percebem e respondem aos diferentes estímulos ambientais (Boleli et al., 2016; Cinnamon et al., 2025).

Com destaque no campo científico, a temperatura de incubação é um dos principais fatores que afetam o desenvolvimento embrionário das aves, influenciando diretamente a taxa metabólica, a formação de tecidos e a qualidade do pinto após a eclosão (Decuypere et al., 2013). Durante os primeiros 18 dias, os embriões de frangos de corte são poiquilotérmicos, o que os torna extremamente sensíveis a variações térmicas (Whittow e Tazawa, 1991). Temperaturas fora da faixa ideal (37,5°C a 37,8°C) podem afetar negativamente a eclodibilidade, o crescimento e a sobrevivência dos pintos (Molenaar et al., 2011; Noiva et al., 2014). Além disso, pequenas alterações térmicas podem desencadear mudanças epigenéticas, afetando a capacidade de termorregulação das aves ao longo da vida (Nichelmann et al., 2001; Yalçın e Oviedo-Rondón, 2023).

Entretanto, ao longo das últimas décadas, a comunidade científica tem concordado que outros estímulos podem impactar na embriogênese dos frangos de corte. Por exemplo, a percepção de estímulos sonoros e luminosos tem sido cada vez mais estudada como um fator relevante para o desenvolvimento embrionário das aves (Wang et al., 2020; Tang et al., 2013; Tong et al., 2015; Donofre et al., 2020). Os embriões de frango possuem a capacidade de detectar e responder a estímulos auditivos por volta do 10º dia de incubação, sendo influenciados por sons externos e vocalizações maternas (Tong et al., 2013; Rivera et al., 2018). A exposição a padrões sonoros específicos pode afetar o desenvolvimento neurológico, melhorando a capacidade de aprendizado e a memória dos pintos após a eclosão (Kesar, 2014; Donofre et al., 2020). Da mesma forma, estímulos luminosos influenciam a formação dos ritmos circadianos e a fisiologia dos embriões, regulando processos metabólicos e imunológicos (Hill et al., 2004; Yalçın e Oviedo-Rondón, 2023). No aspecto zootécnico, estudos recentes demonstram que a exposição controlada à luz pode melhorar a taxa de eclosão e reduzir o estresse pós-eclosão (Archer & Mench, 2014; Abdulateef et al., 2024).

Portanto, diferentes parâmetros térmicos (como temperatura e tempo de exposição), sonoros (tipo de som, nível de pressão sonora e tempo de exposição) e luminosos (como intensidade de luz, cor e fotoperíodo) tem sido amplamente explorados nos estudos científicos. Entretanto, as respostas a esses estímulos são mensuradas após a eclosão dos ovos, com o nascimento (ou não) dos pintos e nos reflexos na performance durante as primeiras semanas. Essa complexidade da interação entre os fatores ambientais e o desenvolvimento embrionário torna o ovo uma "caixa preta", uma vez que os processos internos não podem ser diretamente observados durante a incubação (Wadden, 2022). Neste cenário, a casca do ovo desempenha um papel fundamental como barreira protetora,

regulando a troca de gases e atuando como um isolante térmico, acústico e luminoso (Cheng & Ning, 2023). Apesar de sua relevância, a capacidade da casca de modular os estímulos ambientais é pouco compreendida, sendo necessário um aprofundamento sobre como suas propriedades físicas afetam a percepção dos embriões (Okinda et al., 2020).

Novos recursos tecnológicos têm sido desenvolvidos para permitir uma investigação mais detalhada dos processos que ocorrem no interior dos ovos. O uso de sensores miniaturizados, modelagem computacional e técnicas de monitoramento não invasivas são tecnologias de suporte à pesquisa em embriologia aviária, permitindo uma melhor compreensão dos efeitos dos estímulos externos sobre os embriões (Donofre et al., 2018; Castro Júnior et al., 2024). Além disso, tais tecnologias possuem o potencial de questionar um grande paradigma da incubação comercial, que é basear o gerenciamento da incubação somente no monitoramento da incubadora, e não no objeto de interesse em si (os ovos/embriões).

Diante disso, este estudo tem como objetivo investigar como as propriedades físicas dos ovos férteis de frangos de corte modulam a percepção sensorial embrionária de estímulos térmicos, sonoros e luminosos ao longo da incubação, considerando a influência da idade das matrizes (34 e 63 semanas) e diferentes condições ambientais externas controladas.

2. Material e Métodos

2.1. Amostras e delineamento experimental

A pesquisa foi conduzida no Laboratório de Ambiência do Núcleo de Pesquisa em Ambiência (NUPEA) da Escola Superior de Agricultura 'Luiz de Queiroz' (ESALQ/USP), em Piracicaba, São Paulo. Todos os procedimentos envolvendo animais foram aprovados pelo protocolo CEUA nº 8443011024, emitido pela Comissão de Ética no Uso de Animais da ESALQ/USP.

Foram utilizados ovos férteis de matrizes da linhagem comercial COBB – 500®, oriundos de um único matrizeiro e com a mesma data de postura. Foram utilizados ovos de matrizes de duas idades diferentes (34 e 63 semanas), conforme idades avaliadas em outros estudos para representar lotes de aves em idade inicial/intermediária e final de postura (Dassidi et al., 2022; Oro et al., 2019). Ao todo, foram incubados 210 ovos, sendo 160 deles utilizados no experimento (80 ovos para cada idade) e 50 ovos de reserva, para a substituição de possíveis ovos inférteis/descartados.

Todos os ovos foram devidamente catalogados (numerados) e o peso inicial (antes da incubação) foi mensurado, com o uso de uma balança digital de alta precisão (Gehaka, modelo BG 2000). Logo após, os ovos foram aleatoriamente distribuídos em 3 incubadoras artificiais experimentais (Chocmaster®, Luna), com controle automático de temperatura,

umidade relativa e viragem dos ovos (a cada duas horas). As incubadoras foram alocadas em um mesmo ambiente à 25°C, controlado por ar condicionado durante todo o período experimental. No interior das incubadoras, a temperatura foi ajustada para 37,5°C e umidade relativa de 55%, seguindo o manual de boas-práticas da incubadora e conforme o recomendado para a espécie (Bergoug et al., 2013; Decuypere et al., 2013; Donofre et al., 2020). A temperatura e a umidade relativa das incubadoras foram monitoradas com dataloggers (Onset HOBO, modelo U12-013), colocados no centro geométrico de cada incubadora e programados para coleta de dados a cada 5 minutos.

As incubadoras experimentais foram acionadas simultaneamente, sendo abertas somente para a retirada das amostras. Semanalmente, nas idades de 0 dias, 7 dias, 14 dias e 18 dias, foram retirados aleatoriamente das incubadoras um conjunto de 20 amostras de ovos para cada idade de matriz avaliada. Após a retirada, foi realizada uma ovoscopia individual de cada amostra. Esse procedimento foi realizado utilizando um ovoscópio experimental (Chocmaster®), alocado em um ambiente completamente escuro. Os ovos classificados como inférteis ou com mortalidade embrionária foram destacados e repostos por ovos com características condizentes com a idade avaliada, tendo como comparativo o Guia de Incubação da linhagem COBB.

2.2. Variáveis resposta

As variáveis mensuradas neste estudo foram subdivididas em respostas relacionadas ao ambiente interno do ovo (testes de percepção ambiental); às propriedades físicas do ovo e da casca; e às respostas relacionadas ao desenvolvimento embrionário. Todos os ovos foram submetidos a todos os testes, devidamente descritos nos itens a seguir. Seguiu-se uma sequência fixa de análise, iniciando-se pela temperatura, seguida pelo nível de pressão sonora e, por fim, pela luminosidade, com um intervalo de quatro horas entre cada teste.

2.2.1. Testes de percepção ambiental

Sobre o ambiente interno, foram coletadas a temperatura interna (°C) e a temperatura da casca (°C), no ensaio de percepção térmica; o nível de pressão sonora interna (dB e volts), no ensaio de percepção sonora; e o nível de luminosidade interna (lux), no ensaio de percepção luminosa. Para isso, foi utilizado sensores acoplados em um dispositivo miniaturizado, conforme desenvolvimento, calibração e validação propostos por Castro Junior et al. (2024), Capítulo 1 da tese. Para a inserção dos sensores, foi aberto um furo na extremidade do ovo onde se encontra a câmara de ar, promovendo uma danificação mínima da estrutura da casca, segundo a metodologia apresentada por Donofre et al. (2018). Detalhes do processo de medição são apresentados na Figura 1.

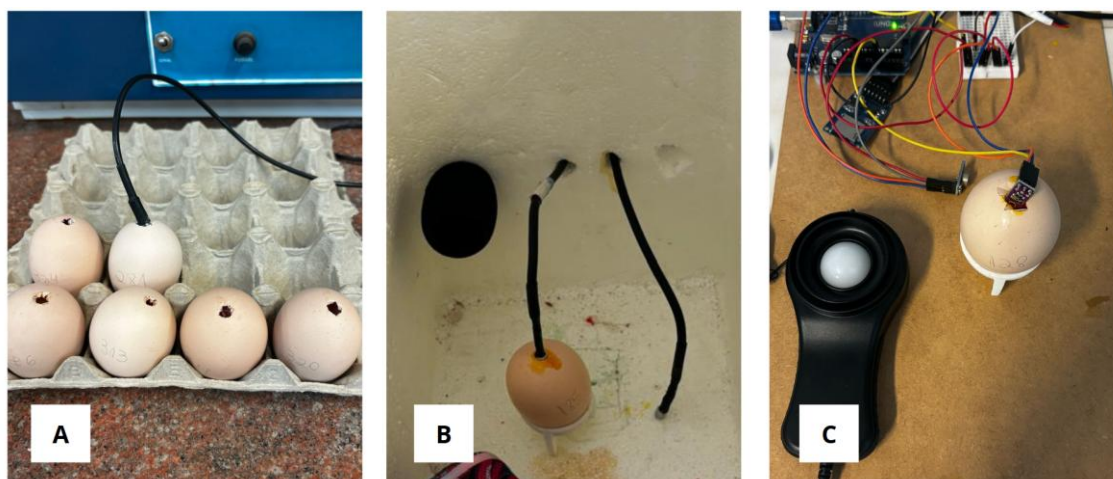


Figura 1. Ensaio de percepção dos ovos férteis. Mensuração da temperatura interna (A), mensuração do nível de pressão sonora interna (B) e mensuração da luminosidade interna (C).

Para a avaliação da percepção térmica, os ovos foram submetidos a variações controladas de temperatura externa em três níveis distintos: 35°C, 37,5°C e 40°C. A escolha desses valores foi baseada na referência padrão de incubação de 37,5°C, complementada por variações de $\pm 2,5^\circ\text{C}$, permitindo a análise do impacto de temperaturas ligeiramente inferiores e superiores ao ideal. As condições experimentais foram estabelecidas utilizando uma estufa (Marconi, modelo Ma-033/5) com controle preciso de temperatura. Os ovos foram mantidos no interior da estufa por um período mínimo de três horas em cada uma das temperaturas de teste, para padronização. Após o período de estabilização, os ovos foram retirados individualmente da estufa para a mensuração da temperatura interna e da temperatura da casca (Fig. 1A). Essas medições foram realizadas utilizando o dispositivo descrito por Castro Junior et al. (2024).

Para a avaliação da percepção sonora, os ovos foram submetidos a três níveis controlados de pressão sonora externa: 80 dB, 90 dB e 100 dB. A definição desses valores teve como base a referência de 90 dB, nível típico encontrado em incubatórios comerciais, conforme estimado por Donofre et al. (2020). Para ampliar a análise, foram incluídas variações de ± 10 dB em relação a esse valor, possibilitando a investigação dos efeitos da exposição a intensidades sonoras inferiores e superiores ao padrão. Os níveis de pressão sonora foram gerados por meio da emissão contínua de ruído branco¹, reproduzido através de caixas de som amplificadoras. Para o monitoramento da intensidade sonora no ambiente experimental, foi utilizado um decibelímetro comercial (Instrutherm, modelo DEC-490),

¹ Em termos técnicos, o ruído branco tem espectro plano — ou seja, sua densidade espectral de potência é constante ao longo de toda a faixa de frequências audíveis (geralmente de 20 Hz a 20.000 Hz).

devidamente calibrado. A fim de minimizar interferências externas e garantir um ambiente acústico controlado, os ensaios foram conduzidos no interior de uma estrutura isolante de poliestireno expandido (isopor), seguindo a metodologia adaptada de Donofre et al. (2018) (Fig. 1B). Para a avaliação do nível de pressão sonora no interior dos ovos, foi utilizado o sensor miniaturizado, desenvolvido por Castro Junior et al. (2024).

Para a avaliação da percepção luminosa, as amostras foram submetidas a três níveis controlados de intensidade luminosa: 100, 200 e 300 lux. A escolha desses valores foi baseada em medições prévias realizadas nas incubadoras experimentais utilizadas no estudo, que apresentaram uma luminosidade média de aproximadamente 200 lux. Para ampliar a análise e investigar possíveis efeitos da variação da iluminação, foram incluídos valores superiores e inferiores ao padrão, com incrementos de ± 100 lux. O experimento foi conduzido em um ambiente isolado, sem janelas e com iluminação controlada, garantindo a precisão na manipulação dos níveis de luminosidade. A intensidade luminosa do ambiente foi monitorada e ajustada utilizando um luxímetro comercial (Akso, modelo AK310). O sensor miniaturizado proposto por Castro Junior et al. (2024) também foi utilizado para a medição da luminosidade no interior dos ovos.

2.2.2. Propriedades do ovo e da casca

Além do peso inicial, registrado antes da incubação, foi mensurado o peso final dos ovos após a retirada da incubadora. Para isso, os ovos foram pesados utilizando uma balança digital de alta precisão (Gehaka, modelo BG 2000). Com os valores obtidos, foi calculada a estimativa da perda de peso ao longo do período de incubação. Além disso, o peso da casca também foi mensurado utilizando a mesma balança.

Para a avaliação das características físicas da casca, foram registradas as seguintes variáveis: largura máxima do ovo, comprimento máximo do ovo, área superficial estimada, volume estimado e porosidade. Todas as medições foram realizadas por meio de um sistema de visão computacional (Capítulo 3 da tese), devidamente calibrado a partir de mensurações manuais. O processo envolveu a captura de uma imagem individual de cada ovo, em ambiente controlado, seguida de processamento digital e extração das características de interesse por meio de um algoritmo desenvolvido no software MATLAB.

Para a medição da espessura da casca, foi necessário, primeiramente, lavar cuidadosamente as cascas para remover qualquer resíduo do conteúdo interno. Após a limpeza, as cascas foram deixadas para secar em ambiente controlado por aproximadamente 48 horas, garantindo a eliminação completa da umidade antes das medições. A espessura foi então registrada utilizando um micrômetro digital (Dasqua, modelo 417.0028), com resolução de 0,001 mm. Para cada ovo, foram coletadas três

medições em diferentes regiões da casca, sendo posteriormente calculada a média dessas medições para representar a espessura final de cada amostra.

2.2.3. Desenvolvimento embrionário

As medições relacionadas ao embrião foram realizadas na etapa final do experimento, após a abertura dos ovos férteis e a remoção do conteúdo interno, composto pelo embrião e seus componentes embrionários. Inicialmente, foi realizada a pesagem do embrião utilizando uma balança digital de alta precisão (Gehaka, modelo BG 2000). Além disso, foi estimado o peso do líquido interno, permitindo o cálculo do peso relativo do embrião em relação ao peso total do ovo. Para a obtenção de medidas morfométricas, o comprimento do embrião foi registrado com o auxílio de um paquímetro digital (Digimess, modelo 100.174BL). Os procedimentos adotados nessa etapa foram adaptados das metodologias descritas por Chan e Burggren (2005) e Donofre (2018). É importante destacar que as variáveis relacionadas ao embrião tiveram um caráter comprobatório, sendo utilizadas para verificar se houve morte embrionária antes da retirada das amostras da incubadora.

2.3. Análise estatística

As variáveis resposta deste estudo, relacionadas à percepção embrionária de temperatura, som e luz, bem como às características físicas dos ovos e dos embriões (peso, largura, comprimento, espessura e porosidade), foram consideradas como mensurações quantitativas contínuas. O delineamento experimental adotado corresponde a um esquema em parcelas subdivididas, sendo a idade das matrizes (34 e 63 semanas) o fator de parcela e os dias de incubação (0, 7, 14 e 18 dias) o fator de subparcela. O modelo estatístico utilizado para a análise dos dados pode ser descrito na Eq.(1).

$$y_{ijk} = \mu + \alpha_i + e_{ij} + \beta_k + (\alpha\beta)_{ik} + \epsilon_{ijk} \quad (1)$$

em que: y_{ijk} representa o valor observado da variável resposta no j -ésimo ovo (repetição), pertencente ao i -ésimo nível do fator idade da matriz, no k -ésimo dia de incubação; μ é a média geral; α_i é o efeito fixo da idade da matriz; e_{ij} é o erro aleatório associado à parcela (matriz); β_k é o efeito fixo dos dias de incubação; $(\alpha\beta)_{ik}$ representa a interação entre idade da matriz e dias de incubação; e ϵ_{ijk} é o erro aleatório associado às subparcelas. Os índices variam conforme: $i = 34, 63$ (semanas); $j = 1, 2, \dots, 20$; $k = 0, 7, 14, 18$ (dias).

O modelo definido na Equação (1) foi empregado na análise das variáveis associadas aos ovos, como perda de peso, largura máxima, comprimento máximo, espessura da casca e porosidade, assumindo-se as pressuposições de normalidade dos resíduos e homogeneidade de variâncias. Em caso de ausência de interação significativa

entre os fatores, foram comparadas as médias dos efeitos principais separadamente. Quando detectada interação significativa entre os fatores idade da matriz e dias de incubação, a análise foi desdobrada, avaliando-se o efeito de um fator dentro dos níveis do outro. As comparações entre médias foram realizadas por meio do teste de Tukey, ao nível de significância de 5%.

Na hipótese de violação das pressuposições do modelo (normalidade e homocedasticidade), foi aplicada a transformação Box-Cox (Box & Cox, 1964) como estratégia de correção. Para casos em que a transformação não foi suficiente para estabilizar a variância, notadamente na presença de forte assimetria ou outliers, adotou-se o uso de Modelos Lineares Generalizados (MLGs), conforme proposto por Nelder e Wedderburn (1972) e McCullagh e Nelder (1989), assumindo-se, conforme o ajuste mais adequado, distribuições do tipo gamma ou normal inversa. A escolha do modelo mais apropriado foi realizada com base no teste da razão de verossimilhanças e na inspeção do gráfico *Half-normal plot* (Moral et al., 2017). Todas as análises estatísticas foram realizadas no software R (R Core Team, 2025).

3. Resultados e Discussão

3.1. Caracterização geral das amostras

A Tabela 1 apresenta um resumo dos efeitos estatísticos detectados para cada variável avaliada. De maneira geral, observou-se que a idade das matrizes influenciou significativamente diversas características físicas dos ovos e dos embriões.

Tabela 1. Significância estatística (valores de p) decorrentes da Análise da Variância para os efeitos de idade da matriz (M), dia de incubação (D) e interação (M x D) sobre as variáveis físicas dos ovos e embriões.

Variável	Idade da matriz (M)	Dias de incubação (D)	Interação M x D
Perda de peso	0,015	<0,01	0,981
Largura Máxima	<0,01	0,405	0,821
Comprimento Máximo	0,843	<0,01	>0,05
Espessura da Casca	0,037	<0,01	0,025
Porosidade	<0,01	0,177	0,080
Peso da Casca	0,002	<0,01	0,415
Peso do Embrião	<0,01	<0,01	<0,01
Comprimento do Embrião	0,004	<0,01	0,009
Peso Líquido/Embrião	<0,01	0,004	0,911

A perda de peso dos ovos (peso no dia da análise menos o peso no dia 0 de incubação) foi significativamente influenciada tanto pela idade das matrizes quanto pelos dias de incubação, com efeito aditivo. Ovos oriundos de matrizes com 63 semanas apresentaram maior perda de peso média (3,184 g) em comparação àqueles de 34 semanas (2,850 g). Ao longo da incubação, a diferença de peso aumentou significativamente, sendo maior no 18º dia (5,650 g) do que nos dias 7 (2,151 g) e 14 (4,267 g), conforme observado na Fig 2. Esse resultado está de acordo com o esperado na literatura, uma vez que o peso do ovo fértil da galinha diminui gradualmente durante o desenvolvimento embrionário. Essa perda ocorre principalmente devido à evaporação de água através da casca, especialmente pelos poros, ao longo do período de incubação (Molenaar et al., 2010). Além disso, ao avaliarem ovos férteis provenientes de matrizes de diferentes idades, Oro et al. (2019) também observaram que ovos de matrizes mais velhas apresentam uma perda de peso mais acentuada do que ovos de matrizes mais jovens.

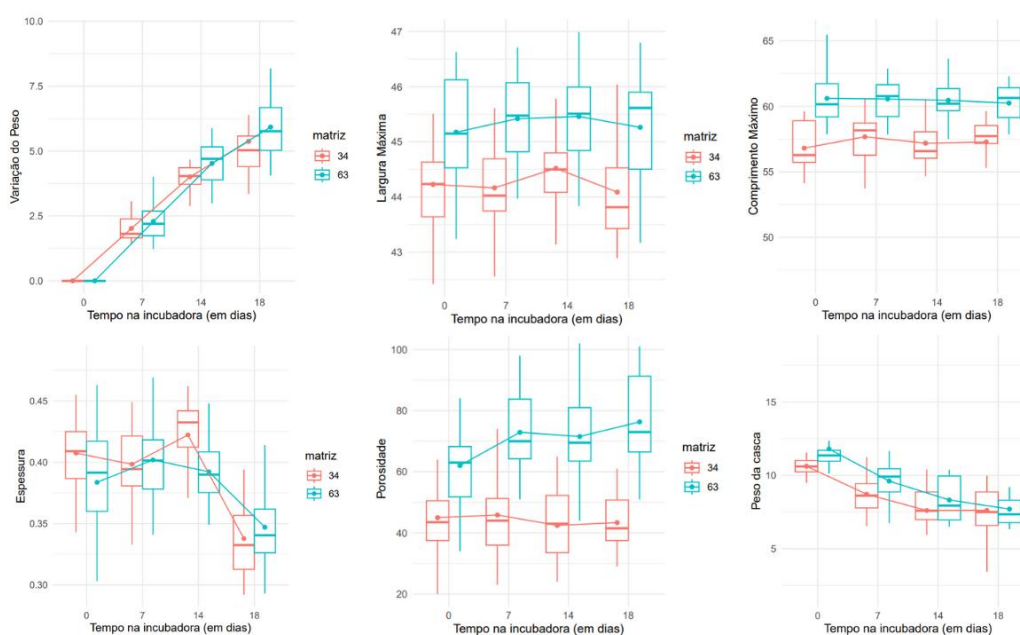


Figura 2. Análise exploratória das variáveis intrínsecas aos ovos e à casca por meio de *boxplots*, considerando os fatores idade de matrizes (34 e 63 semanas) e dias de incubação (0, 7, 14 e 18 dias).

Em relação às dimensões dos ovos, a largura máxima foi significativamente maior nos ovos de matrizes com 63 semanas (45,33 mm) em comparação àqueles de 34 semanas (44,25 mm). O mesmo padrão foi observado no comprimento máximo, que também foi significativamente superior nas matrizes mais velhas (60,46 mm) em relação às aves mais jovens (57,28 mm). Esses resultados, representados visualmente na Fig. 2, podem ser

justificados pelas alterações fisiológicas que ocorrem nas matrizes ao longo do ciclo produtivo. À medida que envelhecem, as matrizes pesadas tendem a produzir ovos com maiores dimensões, em razão do aumento no tamanho do oviduto e da maturação do sistema reprodutivo. Matrizes mais velhas, como as de 63 semanas, geralmente apresentam maior capacidade de deposição de massa ao redor do óvulo, o que resulta em ovos mais longos e largos. Além disso, esse padrão é amplamente reconhecido na literatura (Iqbal et al., 2016; Abanikannda et al., 2011), que associa o avanço da idade da matriz ao aumento no volume e nas dimensões do ovo, o que, por sua vez, pode influenciar características internas e o desenvolvimento embrionário.

Considerando os parâmetros intrínsecos da casca, a porosidade foi significante maior em ovos de matrizes mais velhas (70,7 contra 44,2), sugerindo alterações estruturais na casca ao longo da vida produtiva das aves reprodutoras. Esses resultados indicam que, com o avanço da idade, há uma tendência de redução na eficiência dos processos de deposição de cálcio e na organização das camadas estruturais da casca, o que pode resultar em ovos mais frágeis e com maior número de poros (Park & Sohn, 2018; Araújo et al., 2017).

A espessura da casca, por sua vez, apresentou interação significativa entre a idade da matriz e os dias de incubação ($p = 0,025$), com maiores valores observados nos dias 0 e 14 para as matrizes mais jovens (0,407 e 0,422 mm, respectivamente). No 18º dia, contudo, houve uma queda acentuada na espessura da casca em ambos os grupos, indicando um possível processo de reabsorção de cálcio pela membrana corioalantóica, necessário para a formação óssea do embrião (Halgrain et al., 2022; Park & Sohn, 2018). Além de cascas menos espessas, o peso da casca variou significativamente com o avanço da incubação ($p < 0,01$), reduzindo-se de 11,22 g no dia 0 para 7,66 g no dia 18. Além disso, as matrizes de 63 semanas produziram cascas mais pesadas (9,33 g) do que as de 34 semanas (8,62 g), o que está de acordo com a maior largura, comprimento e peso observadas anteriormente.

Os resultados referentes ao desenvolvimento embrionário indicam que houve interação significativa entre a idade da matriz e os dias de incubação para as variáveis peso e comprimento embrionário, conforme apresentado na Tabela 1 e visualizado na Fig. 3. Os embriões de matrizes de 63 semanas apresentaram maior peso no dia 18 (33,8 g contra 31,9 g), além de maior comprimento (77,1 mm contra 72,7 mm), indicando possível vantagem de desenvolvimento nesses lotes. Por fim, segundo as mesmas tendências de outras variáveis neste estudo, a razão entre o peso líquido do conteúdo interno e o peso do embrião foi maior nas matrizes mais velhas (57,57 contra 52,33).

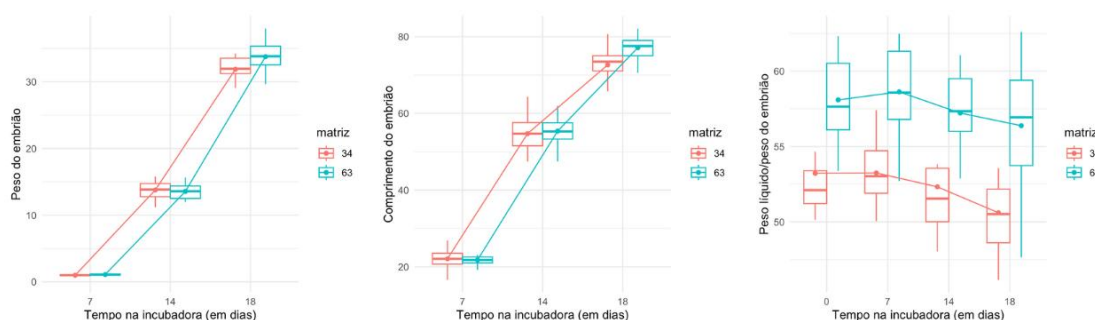


Figura 3. Análise exploratória das variáveis intrínsecas aos embriões e conteúdo interno por meio de *boxplots*, considerando os fatores idade de matrizes (34 e 63 semanas) e dias de incubação (0, 7, 14 e 18 dias).

Embriões oriundos de matrizes com 63 semanas apresentaram maior peso e comprimento no 18º dia de incubação, o que pode estar relacionado ao maior aporte nutricional oferecido por ovos de matrizes mais velhas, que geralmente apresentam maior volume de gema e albumina, além de maiores dimensões gerais (Abanikannda et al., 2011; Tûmová & Gous et al., 2012). Esses fatores favorecem um ambiente intraovular mais abundante em nutrientes e espaço para o crescimento embrionário. Ademais, a maior razão entre o peso líquido do conteúdo interno e o peso do embrião nas matrizes mais velhas sugere a presença de maior volume de vitelo ou fluido amniótico remanescente no momento da coleta.

Em síntese, os resultados demonstram que a idade das matrizes e os dias de incubação influenciam significativamente as características físicas dos ovos e o desenvolvimento embrionário, de acordo com o que é relatado na literatura. Ovos de matrizes mais velhas apresentaram maior perda de peso, dimensões, porosidade e desenvolvimento embrionário mais avançado, destacando a relevância desses fatores no manejo reprodutivo e na incubação artificial.

3.2. Percepção térmica

A avaliação da percepção térmica dos ovos férteis investigou de que forma a temperatura externa influenciou a temperatura interna do conteúdo embrionário e da casca, considerando diferentes as idades das matrizes e os dias de incubação. A Tabela 2 apresenta os resultados gerais para o teste de percepção térmica.

Tabela 2. Médias ajustadas da temperatura interna (°C) e da temperatura da casca (°C) por dia de incubação e temperatura externa.

Temperatura Externa	Tempo de Incubação (dias)	Idade da Matriz (semanas)			
		34	63	34	63
		Temperatura Interna		Temperatura da Casca	
35 °C	0	28,654 cA	28,05 cB	27,325 cB	28,455 bA
	7	31,442 aA	31,267 aA	30,040 aA	30,140 aA
	14	29,856 bB	30,627 bA	30,165 aA	30,010 aA
	18	30,035 bB	30,671 bA	29,260 bB	29,780 bA
37,5 °C	0	32,482 cA	32,374 cA	31,230 cB	32,005 cA
	7	33,906 bA	33,668 bA	32,925 abA	32,560 bcA
	14	34,352 aA	34,418 aA	33,345 aA	33,255 aA
	18	34,246 aA	34,471 aA	32,460 bB	33,100 abA
40 °C	0	35,007 cA	34,872 cA	33,905 dA	33,555 bA
	7	35,696 bA	35,206 bA	34,615 cA	33,745 bB
	14	37,085 aA	37,051 aA	35,435 bA	35,500 aA
	18	37,289 aA	37,280 aA	36,290 aA	35,105 aB

Nota: Letras minúsculas comparam os dias dentro de cada matriz e temperatura. Letras maiúsculas comparam as matrizes dentro de cada dia e temperatura. Letras diferentes indicam diferenças estatisticamente significativas ($p < 0,05$, teste de Tukey, modelo Gamma).

A análise dos dados revelou diferenças estatisticamente significativas nas médias ajustadas de temperatura interna e temperatura da casca dos ovos ao longo do período de incubação, sob diferentes condições de temperatura externa e idade da matriz. Sob temperatura externa de 35 °C, observaram-se diferenças significativas entre as matrizes nos dias 0, 14 e 18 para temperatura interna, sendo que ovos de matrizes novas tiveram valores superiores nos dias 14 e 18, e inferiores no dia 0. Para a temperatura da casca, também houve diferenças entre as matrizes nos dias 0 e 18, com ovos de matrizes de 34 semanas apresentando valores inferiores. Adicionalmente, em ambas as idades de matrizes, os valores de temperatura interna e da casca variaram significativamente ao longo dos dias, especialmente entre o dia 0 (menores valores) e o dia 7 (maiores valores), indicando aumento térmico embrionário (visualmente apresentado na Fig. 4 e Fig. 5).

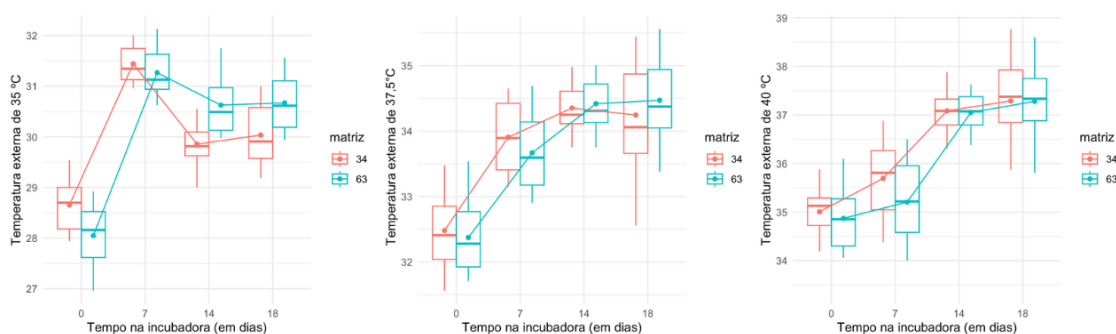


Figura 4. Temperatura interna dos ovos férteis ($^{\circ}\text{C}$), em função do tempo de incubação (0, 7, 14 e 18 dias), sob três níveis de temperatura externa controlada: 35°C (esquerda), $37,5^{\circ}\text{C}$ (centro) e 40°C (direita). As linhas representam as médias ajustadas para cada idade de matriz (34 e 63 semanas), e os boxplots indicam a distribuição dos dados observados.

Com temperatura externa de $37,5^{\circ}\text{C}$ (temperatura ideal de incubação), embora as diferenças entre matrizes não tenham sido significativas para a temperatura interna, foram identificadas diferenças significativas para a temperatura da casca nos dias 0 e 18, com ovos de matrizes mais novas apresentando valores inferiores. Também se verificaram variações significativas entre os dias de incubação dentro de cada matriz, especialmente entre os dias 0 e 14.

Sob 40°C , destacaram-se diferenças significativas entre as matrizes nos dias 7 e 18 para a temperatura da casca, com ovos provenientes de matrizes de 34 semanas apresentando valores superiores. Além disso, ao longo dos dias de incubação, observaram-se aumentos graduais e significativos tanto na temperatura interna quanto na temperatura da casca, atingindo os maiores valores no dia 18 para ambas as matrizes. Ressalta-se, por exemplo, que, para ovos de matrizes jovens, a temperatura da casca aumentou de $33,905^{\circ}\text{C}$ (dia 0) para $36,290^{\circ}\text{C}$ (dia 18), com todas as comparações entre dias sendo significativas.

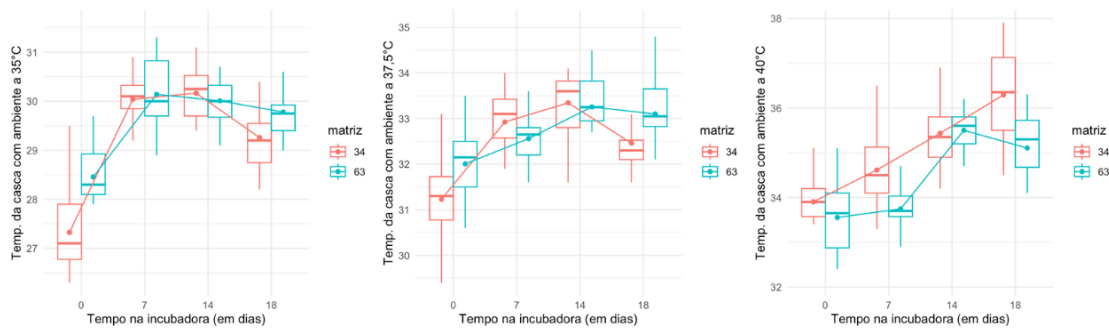


Figura 5. Temperatura da casca dos ovos férteis (°C), em função do tempo de incubação (0, 7, 14 e 18 dias), sob três níveis de temperatura externa controlada: 35 °C (esquerda), 37,5 °C (centro) e 40 °C (direita). As linhas representam as médias ajustadas para cada idade de matriz (34 e 63 semanas), e os boxplots indicam a distribuição dos dados observados.

Esses resultados reforçam que tanto a temperatura interna quanto a da casca variam de maneira significativa ao longo do desenvolvimento embrionário, sendo influenciadas de modo diferente conforme a temperatura externa e, em determinados casos, a idade da matriz. As variações estatisticamente significativas observadas nas médias ajustadas de temperatura interna e temperatura da casca ao longo da incubação revelam um padrão consistente de aumento térmico, especialmente entre os dias 0 e 14, com tendência de estabilização até o 18º dia. Esse comportamento é esperado e amplamente relatado na literatura, uma vez que o embrião em desenvolvimento eleva gradualmente sua taxa metabólica, gerando calor endógeno (Buzala et al., 2015; Noiva et al., 2014). Tal produção metabólica se reflete no aumento da temperatura interna do ovo e, subsequentemente, na da casca.

As diferenças observadas entre as idades das matrizes (34 e 63 semanas) indicam que a idade da ave tem papel determinante na dinâmica térmica do ovo durante a incubação, especialmente sob baixas temperaturas (35 °C). De forma geral, ovos de matrizes mais velhas apresentaram maior porosidade e peso de casca, enquanto ovos de matrizes mais jovens se destacaram por cascas mais espessas (Halgrain et al., 2022), especialmente nos primeiros dias de incubação. Essas características estruturais influenciam diretamente a condução e dissipação de calor: cascas mais espessas, como observado nas matrizes de 34 semanas, tendem a reter mais calor interno, resultando em temperaturas internas mais elevadas nos dias finais da incubação. Por outro lado, conforme destaca Araújo et al. (2017), a maior porosidade e massa da casca dos ovos de matrizes mais velhas favorecem maior troca gasosa e perda de calor, o que pode explicar os menores valores relativos de temperatura interna em alguns momentos da incubação. Além disso, os embriões de matrizes mais velhas apresentaram maior peso e comprimento ao

final do período, sugerindo maior atividade metabólica, o que, paradoxalmente, não se refletiu sempre em temperaturas internas mais altas — possivelmente devido à maior eficiência na dissipação de calor via casca.

De caráter prático, os resultados obtidos indicam que a casca do ovo atua como uma barreira relativamente baixa contra o calor, especialmente em condições de maior temperatura externa. Na temperatura de 35 °C, o isolamento térmico médio foi de 18,99% no dia 0, reduzindo para 10,41% no dia 7, 13,59% no dia 14 e 13,28% no dia 18. Para a condição de 37,5 °C, os valores observados foram de 13,52% no dia 0, 9,90% no dia 7, 8,30% no dia 14 e 8,38% no dia 18. Já sob a temperatura de 40 °C, o isolamento térmico foi de 12,65% no início da incubação, diminuindo progressivamente para 11,37% no dia 7, 7,33% no dia 14 e 6,79% no dia 18.

Em conjunto, os resultados mostram que a idade da matriz interage com as condições térmicas externas e o tempo de incubação para modular a temperatura interna e da casca do ovo. Essa modulação está relacionada a características estruturais do ovo e ao estágio de desenvolvimento embrionário, com implicações importantes para o manejo térmico durante a incubação.

3.3. Percepção luminosa

A Tabela 3 apresenta os resultados do ensaio de percepção luminosa proposto neste estudo. De modo geral, observou-se que a luminosidade interna dos ovos aumentou gradualmente com o avanço da incubação, independentemente do nível de luz externa aplicado. Esse aumento foi mais acentuado nas fases finais do desenvolvimento embrionário, especialmente no 18º dia. Essa tendência foi observada em ambos os grupos de matrizes, mas com diferenças relevantes nas médias registradas entre elas, conforme a intensidade da luz incidente.

Tabela 3. Médias de luminosidade interna dos ovos (lux) ao longo da incubação, sob diferentes intensidades de luz externa.

Tempo de Incubação (dias)	Luminosidade Externa (lux)					
	100		200		300	
	Idade da Matriz (semanas)					
	34	63	34	63	34	63
0	16,2 aA	21,5 abB	34,6 cA	36,6 cA	54,8 cB	60,2 cA
7	20,2 bA	20,5 aA	42,2 bA	35,9 cB	57,6 bcA	52,3 dB
14	25,0 cA	22,6 bB	43,6 bB	49,0 bB	63,3 bA	68,1 bA
18	25,0 cA	25,7 cA	61,3 aA	62,7 aA	80,1 aA	84,6 aA

Nota: Letras diferentes indicam diferenças estatísticas significativas pelo teste de Tukey com base nas médias ajustadas pelo modelo Gamma ($p < 0,05$). Letras minúsculas comparam os dias dentro de cada matriz, enquanto letras maiúsculas comparam as matrizes dentro de cada dia.

Sob intensidade luminosa externa de 100 lux, no dia 0, os ovos de matrizes com 63 semanas apresentaram maior luminosidade interna (21,5 lux) em comparação aos de 34 semanas (16,2 lux), diferença estatisticamente significativa entre as matrizes nesse dia. Ainda nesse nível de luminosidade, houve diferença significativa entre os dias dentro de cada matriz: os valores aumentaram significativamente ao longo da incubação para ambas as idades, conforme indicam as letras minúsculas na Tabela 3.

Com intensidade de 200 lux, no dia 7, ovos de matrizes mais jovens (34 semanas) apresentaram maior luminosidade interna (42,2 lux) do que os de matrizes com 63 semanas (35,9 lux), com diferença significativa entre as matrizes. No dia 14, a relação se inverteu, com valores significativamente maiores nos ovos de matrizes de 63 semanas (49,0 lux) em comparação aos de 34 semanas (43,6 lux). Para as duas idades, observou-se também diferença significativa entre os dias.

No nível mais alto de luminosidade externa (300 lux), observou-se um aumento significativo da luminosidade interna ao longo dos dias de incubação para ambas as idades de matrizes, com as médias evoluindo de forma crescente. Além disso, houve diferença significativa entre as matrizes nos dois primeiros dias avaliados, com ovos de matrizes de 34 semanas apresentando maior luminosidade interna que os de 63 semanas. Nos demais dias, no entanto, as diferenças entre as matrizes não foram estatisticamente significativas, conforme indicado na Tabela 3. A descrição visual dos dados de luminosidade é apresentada na Fig. 6.

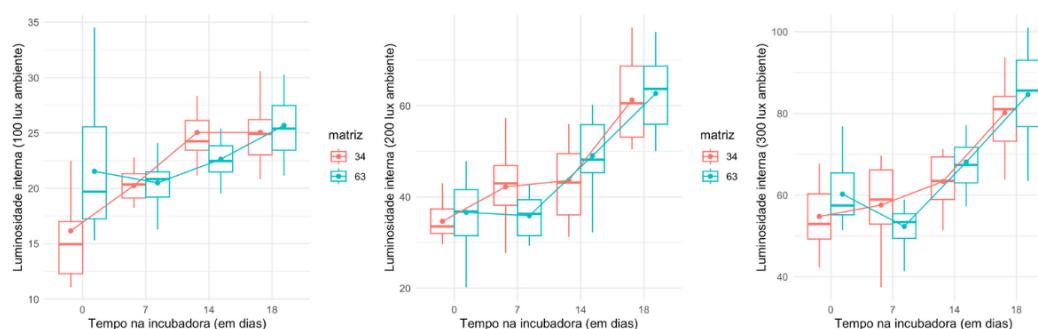


Figura 6. Luminosidade interna dos ovos férteis (lux), em função do tempo de incubação (0, 7, 14 e 18 dias), sob três níveis de iluminação externa controlada: 100 lux (esquerda), 200 lux (centro) e 300 lux (direita). As linhas representam as médias ajustadas para cada idade de matriz (34 e 63 semanas), e os boxplots indicam a distribuição dos dados observados.

A análise da luminosidade interna dos ovos ao longo da incubação revela que a capacidade de transmissão de luz pela casca é influenciada por múltiplos fatores, incluindo a intensidade luminosa externa, o estágio de desenvolvimento embrionário e, sobretudo, as características estruturais da casca. Os dados apresentados na Tabela 3 demonstram que, de modo geral, a luminosidade interna aumentou significativamente ao longo da incubação, com os maiores valores registrados no 18º dia, independentemente da idade da matriz ou da intensidade da luz. Uma das justificativas para esse aumento progressivo pode ser atribuído à redução na opacidade da casca, fenômeno que está associado à mobilização de cálcio da casca pelo embrião nas fases finais do desenvolvimento, como parte do processo de formação óssea (Halgrain et al., 2022; Park & Sohn, 2018).

Além disso, ovos de matrizes mais velhas (63 semanas) apresentaram, em média, maior luminosidade interna em diversos momentos da incubação, especialmente sob intensidades de 100 e 200 lux, com diferenças estatisticamente significativas quando comparados aos ovos de matrizes mais jovens. Esses achados reforçam a hipótese de que a estrutura da casca é alterada com o avanço da idade da ave, resultando em mudanças que afetam a transmissão de luz. Conforme demonstrado anteriormente na avaliação física das cascas, ovos de matrizes mais velhas apresentaram maior porosidade e menor espessura da casca no final da incubação, o que pode favorecer uma maior passagem de luz (Park & Sohn, 2018; Iqbal et al., 2016; Orellana et al., 2023).

Em termos práticos, a análise do isolamento luminoso revelou que a casca dos ovos apresenta excelente desempenho na contenção de luz, especialmente quando expostos a valores menos de iluminação externa. Na intensidade de 100 lux, os valores médios de isolamento luminoso foram de 81,15% no dia 0, 79,63% no dia 7, 76,17% no dia 14 e 74,64% no dia 18. Para a condição de 200 lux, o isolamento foi de 82,18% no início da

incubação, diminuindo para 80,48% no dia 7, 76,84% no dia 14 e 69,01% no dia 18. Já sob a intensidade de 300 lux, os percentuais foram de 80,84% no dia 0, 81,68% no dia 7, 78,10% no dia 14 e 72,54% no dia 18.

Portanto, os resultados deste estudo evidenciam que a quantidade de luz que atinge o interior do ovo está diretamente associada a parâmetros estruturais da casca, os quais variam conforme a idade da matriz e o estágio de incubação. Essas informações são relevantes para estudos sobre percepção sensorial embrionária e sugerem que a exposição luminosa durante a incubação pode ter efeitos diferenciados dependendo das características físicas do ovo.

3.4. Percepção sonora

Considerando os resultados obtidos nos ensaios de percepção sonora, observou-se um padrão de aumento progressivo na amplitude dos sinais internos com o avanço da incubação, independentemente do nível de pressão sonora aplicado. Essa tendência foi especialmente evidente nos dias 14 e 18, quando os valores internos atingiram os picos mais elevados. O desenvolvimento embrionário modifica a configuração interna do ovo — incluindo a densidade dos líquidos e membranas — o que pode favorecer a propagação sonora no interior do ovo. As médias detalhadas são apresentadas na Tabela 4.

Tabela 4. Médias ajustadas do nível de pressão sonora interna (volts) por dia de incubação e intensidade sonora externa

Tempo de Incubação (dias)	Nível de Pressão Sonora Externa					
	80 dB/380 volts		90 dB/400 volts		100 dB/430 volts	
	Idade da Matriz (semanas)					
	34	63	34	63	34	63
0	178 aA	173 aB	186 aA	173 aA	280 aA	254 aB
7	163 bA	125 bB	211 bA	210 bA	283 aA	285 bA
14	181 aA	171 aB	230 cA	231 cA	256 bA	255 aA
18	219 cA	216 cA	316 dA	343 dB	374 cA	377 cA

Nota: Letras diferentes indicam diferenças estatísticas significativas ($p < 0,05$). Letras minúsculas comparam os dias dentro de cada matriz, enquanto letras maiúsculas comparam as matrizes dentro de cada dia.

Com a menor intensidade testada (80 dB), foram observadas diferenças estatisticamente significativas entre as matrizes nos dias 0 e 14, com valores mais elevados

nos ovos de matrizes mais jovens (34 semanas). No dia 0, os ovos de matrizes jovens apresentaram maior amplitude interna (178 volts) em comparação aos ovos de matrizes velhas (173 volts). A diferença se repetiu no dia 14, com médias de 181 e 171 volts, respectivamente. Para o estímulo intermediário (90 dB), apenas o dia 18 apresentou diferença significativa entre as matrizes, com maior valor registrado nos ovos provenientes de matrizes com 63 semanas (343 volts) em relação às aves mais jovens (316 volts). Já no nível mais elevado (100 dB), apenas o dia 0 apresentou diferença significativa, com maior transmissão nos ovos de matrizes mais jovens (280 volts) em comparação aos de matrizes mais velhas (254 volts). O comportamento dos dados é apresentado visualmente na Figura 7.

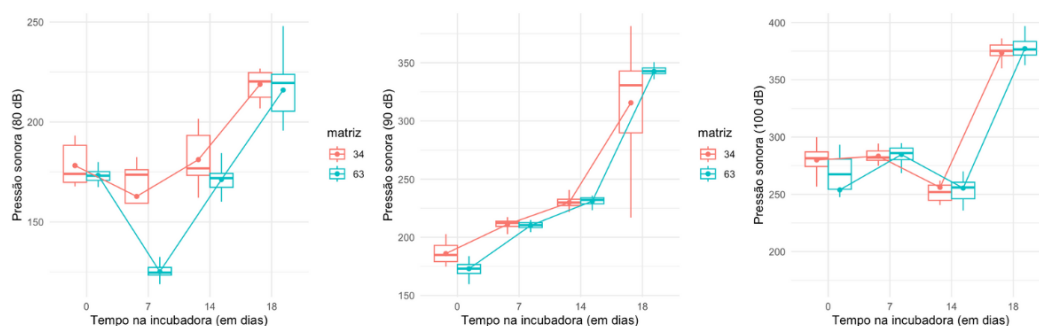


Figura 7. Nível de pressão sonora dos ovos férteis (volts) em função do tempo de incubação (0, 7, 14 e 18 dias), sob três níveis de nível de pressão sonora externa controlada: 80 dB (esquerda), 90 dB (centro) e 100 dB (direita). As linhas representam as médias ajustadas para cada idade de matriz (34 e 63 semanas), e os boxplots indicam a distribuição dos dados observados.

Assim como observado nos ensaios de percepção térmica e luminosa, os resultados obtidos para o nível de pressão sonora interna indicam que a capacidade de transmissão sonora através da casca do ovo é novamente modulada pela intensidade do estímulo externo, o estágio de incubação e, especialmente, as características estruturais da casca associadas à idade da matriz. De modo geral, observou-se um aumento progressivo na amplitude dos sinais internos ao longo da incubação, com valores máximos registrados no 18º dia. O resultado pode sugerir que, com o avanço da incubação, a estrutura interna do ovo é modificada (incluindo a redistribuição dos líquidos e a reabsorção parcial da casca), favorecendo a propagação do som no ambiente intraovular.

Diferenças significativas entre matrizes foram observadas em momentos pontuais, com maior transmissão nos ovos de matrizes jovens no início da incubação (80 e 100 dB, dia 0) e maior transmissão nos ovos de matrizes mais velhas no final da incubação (90 dB, dia 18). Essas últimas variações estão alinhadas aos dados físicos previamente observados,

como maior porosidade e redução da espessura da casca nas fases finais da incubação, especialmente em ovos de matrizes mais velhas (Park & Sohn, 2018; Halgrain et al., 2022). Tais características estruturais podem afetar a atenuação acústica da casca, influenciando a percepção sonora embrionária ao longo do desenvolvimento.

Do ponto de vista prático, resultados sugerem que o som penetra com facilidade no interior do ovo, o que pode ter implicações significativas para a sensibilidade embrionária a estímulos acústicos durante a incubação artificial. Sob o nível de 80 dB, os percentuais de isolamento sonoro foram de 37,22% no dia 0, aumentando para 48,58% no dia 7, retornando a 37,07% no dia 14 e reduzindo para 22,35% no dia 18. Com o nível de 90 dB, os valores foram de 55,13% no início da incubação, 47,34% no dia 7, 42,38% no dia 14 e 17,72% no dia 18. Já sob exposição a 100 dB, o isolamento foi de 37,93% no dia 0, 33,95% no dia 7, 40,52% no dia 14 e apenas 12,70% no dia 18.

3.5. Limitações e pesquisas futuras

Este estudo se destaca por sua abordagem inédita e integrativa na avaliação da percepção sensorial embrionária, considerando parâmetros térmicos, luminosos e sonoros sob diferentes idades de matrizes. Até o momento, poucos trabalhos na literatura exploraram de forma integrada e experimentalmente controlada as interações entre características estruturais da casca de ovos férteis, estímulos ambientais, tempo de incubação e idade de matrizes pesadas. A utilização de sensores miniaturizados e análises quantitativas de percepção interna confere caráter inovador ao estudo, contribuindo significativamente para a compreensão das condições no interior dos ovos durante a incubação.

Apesar da relevância dos resultados obtidos, este estudo apresenta algumas limitações que devem ser consideradas na interpretação dos dados e no direcionamento de pesquisas futuras. A principal limitação metodológica está associada à necessidade de perfuração da casca para inserção dos sensores miniaturizados. Embora o procedimento tenha sido padronizado e realizado exclusivamente na câmara de ar seguindo metodologia apresentada por Donofre et al. (2018) e Castro Junior et al. (2024) — região de menor impacto sobre o embrião — essa intervenção pode modificar, mesmo que sutilmente, as propriedades físicas da casca. De qualquer maneira, os resultados obtidos neste estudo já marcam uma nova possibilidade de coleta de dados no interior dos ovos, algo ainda de difícil ou impossível mensuração com dispositivos comerciais de medidas ambientais.

Outro aspecto relevante refere-se ao número de amostras e à composição genética das aves. Embora o delineamento experimental tenha sido suficiente para garantir poder estatístico às análises realizadas, a ampliação da amostragem e a inclusão de diferentes linhagens poderiam fortalecer a generalização dos achados e possibilitar a identificação de

interações genéticas com os fatores ambientais testados. A relação entre as características físicas dos ovos e os parâmetros genéticos das aves progenitoras foi abordada em estudos como os de Kontecka et al. (2012), Tona et al. (2004) e Fulla & Gebreslassie (2024), entre outros.

Além disso, as mensurações ambientais foram realizadas em momentos pontuais da incubação (dias 0, 7, 14 e 18), sem monitoramento contínuo ao longo do processo. A adoção de tecnologias de sensoriamento em tempo real poderia viabilizar o acompanhamento dinâmico das variações internas nos ovos, proporcionando uma compreensão mais detalhada da interação entre embrião e ambiente. Essa abordagem está alinhada com os princípios da zootecnia de precisão, que recomenda o uso de sistemas inteligentes para monitoramento contínuo e tomada de decisão baseada em dados (Monteiro et al., 2021).

Para maior detalhamento e compreensão dos mecanismos envolvidos nas diferenças estruturais e funcionais observadas entre os ovos de diferentes idades de matrizes, futuras pesquisas podem incorporar análises complementares, como a quantificação de micronutrientes da casca (por exemplo, cálcio, fósforo e magnésio) e a caracterização microestrutural por meio de técnicas como a microscopia eletrônica de varredura (MEV). Essas abordagens, utilizadas em outros trabalhos com foco na caracterização da casca de ovos férteis (Halgrain et al., 2022; Mahato et al., 2024) podem revelar informações adicionais sobre a qualidade mineral da casca, a organização das camadas estruturais e a presença de microdefeitos ou variações na densidade de poros, permitindo correlações mais precisas com a condução térmica, transmissão luminosa e propagação sonora ao longo da incubação.

4. Conclusão

Os resultados deste estudo demonstram, de forma inédita, que a idade das matrizes influencia significativamente as propriedades físicas dos ovos férteis e modula a percepção sensorial embrionária ao longo da incubação, especialmente no que se refere às respostas térmicas, luminosas e sonoras. Observou-se uma tendência consistente de redução dos percentuais de isolamento térmico, luminoso e sonoro ao longo do período de incubação, independentemente da intensidade dos estímulos aplicados. No caso da temperatura, observou-se que o isolamento térmico diminuiu progressivamente com o avanço dos dias, sendo essa queda mais acentuada em condições de temperatura externa mais elevada (40 °C), o que indica um aumento na transferência de calor para o interior do ovo. Da mesma forma, o isolamento luminoso apresentou declínio ao longo da incubação, especialmente em intensidades mais altas de luz (200 e 300 lux), sugerindo maior penetração luminosa conforme a casca e as estruturas internas do ovo se modificam com o

desenvolvimento embrionário. Por fim, os percentuais de isolamento sonoro também apresentaram redução, particularmente nos estágios finais da incubação, com valores mais baixos observados sob níveis elevados de pressão sonora (90 e 100 dB), o que aponta para um aumento na permeabilidade acústica da casca. Assim, este trabalho contribui de forma original para a compreensão das interações entre estrutura do ovo, idade da matriz e estímulos ambientais, fornecendo subsídios científicos para o aprimoramento do manejo em incubatórios comerciais e abrindo novas perspectivas para o estudo da ambiência embrionária na avicultura moderna.

Financiamento Este trabalho foi financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP – 2022/07442-8) e pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

Referências

- Abanikannnda, O. T. F., Leigh, A. O., & Giwa, A. O. (2011). Influence of egg weight, breed and age of hens on weight loss of hatching broiler eggs. *Archiva Zootechnica*, 14(3), 43.
- Abdulateef, S., Saed, Z. J., Al-Bayar, M. A., Mustafa, R. D., Mohammed, N. A., Shawkat, S. S., & Mohammed, T. T. (2024). Impact of the Light Colors on Embryonic Development, Hatchability, Chick Quality in Broiler Chicken. *Tikrit Journal for Agricultural Sciences*, 24(3), 37-49.
- Araújo, I. C. S. D., Leandro, N. S. M., Mesquita, M. A., Café, M. B., Mello, H. H. C., & Gonzales, E. (2017). Water vapor conductance: a technique using eggshell fragments and relations with other parameters of eggshell. *Revista Brasileira de Zootecnia*, 46(12), 896-902.
- Archer, G. S., & Mench, J. A. (2014). Natural incubation patterns and the effects of exposing eggs to light at various times during incubation on post-hatch fear and stress responses in broiler (meat) chickens. *Applied Animal Behaviour Science*, 152, 44-51.
- Bergoug, H., Burel, C., Guinebretiere, M., Tong, Q., Roulston, N., Romanini, C. E. B., ... & Eterradosi, N. (2013). Effect of pre-incubation and incubation conditions on hatchability, hatch time and hatch window, and effect of post-hatch handling on chick quality at placement. *World's Poultry Science Journal*, 69(2), 313-334.
- Boleli, I. C., Morita, V. S., Matos Jr, J. B., Thimotheo, M., & Almeida, V. R. (2016). Poultry egg incubation: integrating and optimizing production efficiency. *Brazilian Journal of Poultry Science*, 18, 1-16.
- Box, G.E.P.; D.R. Cox (1964). An Analysis of Transformations. *Journal of the Royal Statistical Society B*, vol. 26, pp 211-243.
- Buzala, M., Janicki, B., & Czarnecki, R. (2015). Consequences of different growth rates in broiler breeder and layer hens on embryogenesis, metabolism and metabolic rate: a review. *Poultry Science*, 94(4), 728-733.
- Castro Júnior, S. L., da Rocha Balthazar, G., Silveira, R. M. F., & da Silva, I. J. O. (2024). Multilevel sensor for monitoring external and internal environment of eggs. *Poultry Science*, 103(7), 103802.

- Chan, T., & Burggren, W. (2005). Hypoxic incubation creates differential morphological effects during specific developmental critical windows in the embryo of the chicken (*Gallus gallus*). *Respiratory Physiology & Neurobiology*, 145(2-3), 251-263.
- Cheng, X., & Ning, Z. (2023). Research progress on bird eggshell quality defects: a review. *Poultry Science*, 102(1), 102283.
- Cinnamon, Y., Slutsky, N., Quint, M., Genin, O., & Sela-Donenfeld, D. (2025). Categorization of early embryonic malformations in broilers by a new classification method combining light microscopy and high-resolution Episcopic Microscopy. *Poultry Science*, 104(1), 104587.
- Dassidi, N., Kowonou, K. A. R., Dzigbodi, M. A., Onagbesan, O., Kokou, T., & Lin, H. (2022). Effects of egg weight and breeder age on egg quality, hatching parameters and post-hatch performance of Cherry Valley broiler ducks. *European Poultry Science/Archiv für Geflügelkunde*, (365).
- Decuypere, E., Banwell, R., Hemeryck, P., & Moro, D. (2013). Desafios do processo de incubação. In M. Macari & E. Gonzales (Eds.), *Manejo da incubação* (2ª ed., pp. 65–94). Campinas: FACTA.
- Donofre, A. C. (2018). *Estímulos sonoros na incubação artificial de ovos: efeitos na eclosão, desempenho produtivo e comportamento pós-eclosão de pintos de corte* (Tese de doutorado). Universidade de São Paulo.
- Donofre, A. C., Da Silva, I. J. O., & Ferreira, I. E. P. (2020). Sound exposure and its beneficial effects on embryonic growth and hatching of broiler chicks. *British poultry science*, 61(1), 79-85.
- Donofre, A. C., Da Silva, I. J. O., & Júnior, S. L. D. C. (2018). The sensor to estimate the sound pressure level in eggs. *Computers and Electronics in Agriculture*, 154, 420-425.
- Fulla, S. T., & Gebreslassie, A. H. (2024). Evaluation of Egg Production, Fertility, Hatchability, Embryonic Mortality and Chick Quality of Different Chickens. *International Journal*, 8(3), 55-65.
- Halgrain, M., Bernardet, N., Crepeau, M., Mème, N., Narcy, A., Hincke, M., & Réhault-Godbert, S. (2022). Eggshell decalcification and skeletal mineralization during chicken embryonic development: defining candidate genes in the chorioallantoic membrane. *Poultry Science*, 101(2), 101622.
- Hill, W. L., Bassi, K. L., Bonaventura, L., & Sacus, J. E. (2004). Prehatch entrainment of circadian rhythms in the domestic chick using different light regimes. *Developmental Psychobiology*, 45(3), 174-186.
- Iqbal, J., Khan, S. H., Mukhtar, N., Ahmed, T., & Pasha, R. A. (2016). Effects of egg size (weight) and age on hatching performance and chick quality of broiler breeder. *Journal of applied animal research*, 44(1), 54-64.
- Kesar, A. G. (2014). Effect of prenatal chronic noise exposure on the growth and development of body and brain of chick embryo. *International Journal of Applied and Basic Medical Research*, 4(1), 3-6.
- Kettrukat, T., Grochowska, E., & Therkildsen, M. (2023). The effect of incubation temperature on the development of the locomotory system and welfare in broiler chickens: A review. *Livestock Science*, 105326.
- Kontecka, H., Nowaczewski, S., & Sierszula, M. M. (2012). Analysis of changes in egg quality of broiler breeders during the first reproduction period. *Annals of Animal Science*, 12(4), 609.

- Mahato, P. L., Weatherby, T., Ewell, K., Jha, R., & Mishra, B. (2024). Scanning electron microscope-based evaluation of eggshell quality. *Poultry Science*, 103(3), 103428.
- McCullagh, P.; Nelder, J. A. (1989). *Generalized linear models*. 2nd ed. Chapman and Hall, New York.
- Mesquita, M. A., Araújo, I. C., Café, M. B., Arnhold, E., Mascarenhas, A. G., Carvalho, F. B., ... & Gonzales, E. (2021). Results of hatching and rearing broiler chickens in different incubation systems. *Poultry science*, 100(1), 94-102.
- Molenaar, R., Hulet, R., Meijerhof, R., Maatjens, C. M., Kemp, B., & Van den Brand, H. (2011). High eggshell temperatures during incubation decrease growth performance and increase the incidence of ascites in broiler chickens. *Poultry Science*, 90(3), 624-632.
- Molenaar, R., Reijrink, I. A. M., Meijerhof, R., & Van den Brand, H. (2010). Meeting embryonic requirements of broilers throughout incubation: a review. *Brazilian Journal of Poultry Science*, 12, 137-148.
- Montgomery, Douglas C. (2009). *Design and analysis of experiments*. 8th ed. John Wiley & Sons
- Moral, R. A., Hinde, J., & Demétrio, C. G. (2017). Half-normal plots and overdispersed models in R: the hnp package. *Journal of Statistical Software*, 81, 1-23.
- Nelder, J. A., & Wedderburn, R. W. (1972). Generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society*, 135(3), 370-384.
- Nichelmann, M., Janke, O., & Tzschentke, B. (2001). Efficiency of thermoregulation in precocial avian species during the prenatal period. *Journal of Thermal Biology*, 26(4-5), 273-280.
- Noiva, R. M., Menezes, A. C., & Peleteiro, M. C. (2014). Influence of temperature and humidity manipulation on chicken embryonic development. *BMC Veterinary Research*, 10, 1-10.
- Okinda, C., Sun, Y., Nyalala, I., Korohou, T., Opiyo, S., Wang, J., & Shen, M. (2020). Egg volume estimation based on image processing and computer vision. *Journal of Food Engineering*, 283, 110041.
- Orellana, L., Neves, D., Krehling, J., Burin, R., Soster, P., Almeida, L., ... & Macklin, K. (2023). Effect of translucency and eggshell color on broiler breeder egg hatchability and hatch chick weight. *Poultry Science*, 102(9), 102866.
- Oro, C. S., De Souza, F. E. Z., Rodrigues, W. C., Oro, J. S., & Guirro, E. C. B. P. (2019). Evaluation of the relationship between the breeder's age, breed and the incubator types on quality and animal welfare in the hatchery. *Brazilian Journal of Poultry Science*, 21, eRBCA-2019.
- Park, J. A., & Sohn, S. H. (2018). The influence of hen aging on eggshell ultrastructure and shell mineral components. *Korean journal for food science of animal resources*, 38(5), 1080.
- R: A Language and Environment for Statistical Computing (2025). R Core Team, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org>.
- Rivera, M., Louder, M. I., Kleindorfer, S., Liu, W. C., & Hauber, M. E. (2018). Avian prenatal auditory stimulation: progress and perspectives. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 72, 1-14.
- Tona, K., Onagbesan, O. M., Jegu, Y., Kamers, B., Decuyper, E., & Bruggeman, V. (2004). Comparison of embryo physiological parameters during incubation, chick quality, and growth performance of three lines of broiler breeders differing in genetic composition and growth rate. *Poultry science*, 83(3), 507-513.

- Tong, Q., McGonnell, I. M., Romanini, C. E. B., Bergoug, H., Roulston, N., Exadaktylos, V., ... & Demmers, T. (2015). Effect of species-specific sound stimulation on the development and hatching of broiler chicks. *British Poultry Science*, 56(2), 143-148.
- Tong, Q., Romanini, C. E., Exadaktylos, V., Bahr, C., Berckmans, D., Bergoug, H., ... & Demmers, T. (2013). Embryonic development and the physiological factors that coordinate hatching in domestic chickens. *Poultry Science*, 92(3), 620-628.
- Tůmová, E., & Gous, R. M. (2012). Interaction of hen production type, age, and temperature on laying pattern and egg quality. *Poultry Science*, 91(5), 1269-1275.
- Wadden, J. J. (2022). Defining the undefinable: the black box problem in healthcare artificial intelligence. *Journal of Medical Ethics*, 48(10), 764-768.
- Wang, P., Sun, Y., Fan, J., Zong, Y., Li, Y., Shi, L., Isa, A. M., Wang, Y., Ni, A., Ge, P., Jiang, L., Bian, S., Ma, H., Jiang, R., Liu, X., and Chen, J. 2020. Effects of monochromatic green light stimulation during embryogenesis on hatching and posthatch performance of four strains of layer breeder. *Poultry Science* 99:5501-5508.
- Whittow, G. C., & Tazawa, H. (1991). The early development of thermoregulation in birds. *Physiological Zoology*, 64(6), 1371-1390.
- Yalçın, S., & Oviedo-Rondón, E. O. (2023). Avian incubation conditions: Role in embryo development, physiology and adaptation to the post-hatch environment. *Frontiers in Physiology*, 14, 1130982.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Diante da crescente demanda por estratégias que aliem eficiência produtiva, bem-estar animal e precisão no monitoramento do ambiente de incubação, os estudos apresentados nesta tese oferecem um conjunto de ferramentas tecnológicas e analíticas voltadas à compreensão e ao controle dos estímulos ambientais que afetam o desenvolvimento embrionário de frangos de corte e o melhor entendimento do ambiente interno dos ovos.

A análise bibliométrica realizada evidenciou lacunas e tendências na literatura científica, reforçando a predominância de estudos com foco térmico e a necessidade de maior atenção aos efeitos da luz e do som no processo de embriogênese. A metáfora do ovo fértil como “caixa preta” se mostrou pertinente, dado o desafio de acessar e interpretar, em tempo real, os efeitos internos de estímulos externos durante a incubação artificial. Conceituar o ovo como esta “caixa preta” foi o primeiro passo para, de fato, pensar em alternativas para abri-las, o que foi o foco dos capítulos subsequentes desta tese. Conceituar o ovo dessa forma representou o primeiro passo para, de fato, buscar alternativas viáveis para “abri-lo”, desafio que norteou os capítulos subsequentes desta tese.

Neste sentido, os dispositivos e sistemas desenvolvidos ao longo deste trabalho representam avanços significativos. O sensor multivariável proposto possibilitou o monitoramento simultâneo de variáveis internas e externas ao ovo, com alta correlação com equipamentos comerciais, viabilizando o acompanhamento em tempo real das condições ambientais e suas interações com a estrutura física do ovo. De caráter prático, o dispositivo abre um caminho investigativo para investigar o microambiente no interior de ovos de múltiplas espécies e sob múltiplas condições de alojamento. De caráter prático, o dispositivo também abre novas possibilidades investigativas para a análise do microambiente no interior de ovos de diferentes espécies e sob distintas condições de alojamento.

Já os sistemas automatizados de análise morfométrica e translucência da casca de ovos demonstraram elevada acurácia na extração de características relevantes de forma não intrusiva, fornecendo subsídios para inferências sobre a qualidade da casca e sobre variáveis tradicionalmente medidas por métodos destrutivos. Esses sistemas abrem também uma ampla gama de aplicações práticas, especialmente no contexto da automação do processo de manipulação de ovos, sejam eles férteis ou comerciais. Assim como já ocorre com a ovoscopia automatizada, a implementação de sistemas baseados em visão computacional pode ser integrada a etapas estratégicas das linhas produtivas, contribuindo para decisões mais assertivas, maior eficiência operacional e melhor controle de qualidade.

Complementarmente, a avaliação da percepção sensorial embrionária em resposta a diferentes estímulos e à idade da matriz reprodutora evidenciou a complexidade das interações entre o ambiente, a estrutura do ovo e a resposta biológica do embrião. De fato,

tanto a casca quanto o líquido interno desempenham papel isolante, modulando as condições térmicas, luminosas e acústicas ao redor do embrião. Essas descobertas reforçam a importância de considerar as características individuais do ovo e das linhagens reprodutoras ao planejar estratégias de manejo ambiental em incubatórios.

Como um todo, esta tese oferece um arcabouço teórico e prático para abrir a “caixa preta” da incubação artificial. Espera-se, portanto, contribuir para a modernização do setor avícola, especialmente no contexto da zootecnia de precisão do presente e futuro, como vanguarda tecnológica na incubação de ovos. As tecnologias desenvolvidas possibilitam diagnósticos mais precisos, intervenções mais assertivas e maior integração entre conhecimento científico e demandas da produção comercial, abrindo caminho para sistemas mais sustentáveis, inteligentes e centrados não apenas na incubadora, mas no ovo fértil enquanto um tomador de decisão.